



Universidad
de Alcalá

*Campus Universitario
Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones
Ctra. Madrid-Barcelona, Km. 33,6
28805 Alcalá de Henares (Madrid)
Telf: +34 91 885 66 90
Fax: +34 91 885 66 99*

El Dr. Manuel Blanco Velasco, Profesor Titular de Universidad del Área de Conocimiento de Teoría de la Señal y Comunicaciones de la Universidad de Alcalá, y el Dr. Antonio Artés Rodríguez, Catedrático de Universidad del Área de Conocimiento de Teoría de la Señal y Comunicaciones de la Universidad Carlos III de Madrid,

CERTIFICAN

Que la tesis “**Detección de eventos rápidos con una cámara IR de bajo coste**”, presentada por D. José Piñeiro Ave, realizada en el Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones bajo nuestra dirección, reúne méritos suficientes para optar al grado de Doctor, por lo que puede procederse a su depósito y defensa.

Alcalá de Henares,

de 2014.

Fdo: Dr. Manuel Blanco Velasco

Fdo: Dr. Antonio Artés Rodríguez



Universidad
de Alcalá

Campus Universitario
Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones
Ctra. Madrid-Barcelona, Km. 33,6
28805 Alcalá de Henares (Madrid)
Telf: +34 91 885 66 90
Fax: +34 91 885 66 99

D. José Piñeiro Ave ha realizado en el Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones y bajo la dirección de los Doctores D. Manuel Blanco Velasco y D. Antonio Artés Rodríguez, la tesis doctoral titulada “**Detección de eventos rápidos con una cámara IR de bajo coste**”, cumpliéndose todos los requisitos para la tramitación que conduce a su posterior lectura.

Alcalá de Henares,

de 2014.

EL DIRECTOR DEL DEPARTAMENTO

Fdo: Dr. Saturnino Maldonado Bascón



ESCUELA POLITÉCNICA SUPERIOR

DEPARTAMENTO DE TEORÍA DE LA SEÑAL Y COMUNICACIONES

Tesis Doctoral

DETECCIÓN DE EVENTOS RÁPIDOS CON UNA CÁMARA IR DE BAJO COSTE

Autor:

José Piñeiro Ave

Directores:

Dr. Manuel Blanco Velasco

Dr. Antonio Artés Rodríguez

Año 2014

A mi abuelo, in memoriam.

Agradecimientos

Con estas líneas quiero mostrar mi gratitud por la ayuda y el apoyo de algunas personas. Por razones de espacio, no aparecen todas las que deberían estar, pero las tengo presentes en mi memoria. A mis padres, por su esfuerzo y dedicación. Sin ellos nada de esto sería posible. A Josefina, que ha soportado tantas horas de trabajo, momentos de incertidumbre y situaciones de ansiedad. A Paula, lo más bonito que me ha regalado la vida. A Antonio Artés, él me inició en este mundo mágico de la docencia y la investigación, dándome una oportunidad y su confianza. A Manuel Blanco, por su profesionalidad, su dedicación y sus valiosos consejos. A Fernando Cruz, por su apoyo y motivación. A Pedro Amo, por sus indicaciones y reflexiones. A José Luis Álvarez, por el asesoramiento técnico (y las tertulias sobre motos). A todo el personal del Centro de Investigación y Desarrollo de la Armada, donde inicié mi carrera profesional. También quiero agradecer la generosidad del personal de la empresa New Infrared Technologies S. L., al poner a mi disposición la base de datos de señales utilizada en esta tesis. A los amigos de “arda la chasca”, por los ratos que pasamos juntos y todos los ánimos que me han dado. A todas las personas que, de una u otra manera, han hecho posible que este trabajo sea una realidad.

Resumen

El trabajo realizado en esta tesis doctoral culmina la labor iniciada en el Centro de Investigación y Desarrollo de la Armada (CIDA) para diseñar un prototipo de cámara infrarroja de bajo coste basada en una matriz de plano focal (FPA) de 16×16 detectores de seleniuro de plomo (PbSe) sin refrigeración. El propósito de esta cámara fue demostrar la viabilidad tecnológica de la detección de blancos móviles en una secuencia de vídeo infrarrojo obtenida con una electrónica de bajo coste en la cual se prescinde del modulador mecánico de la radiación incidente así como de los sistemas de refrigeración y de control de la temperatura. La supresión de estos elementos conlleva una serie de retos tecnológicos que es necesario resolver.

El primer problema que hay que abordar es el diseño de un esquema electrónico para extraer la señal generada por la radiación del blanco, con una amplitud mucho menor que la componente continua debida a la corriente de oscuridad del detector. Otro factor que dificulta la extracción fiable de la señal es la variación temporal de la radiación de la escena, que se manifiesta como una componente de baja frecuencia. Asimismo, la inestabilidad térmica de los detectores se traduce en oscilaciones lentas de gran amplitud. El ruido térmico es otra fuente de distorsión que limita la sensibilidad de la técnica de detección, con un nivel elevado debido al gran ancho de banda de una electrónica acoplada en continua.

Con todos estos elementos, se aborda el problema de la detección de una señal de corta duración y de baja amplitud debida al blanco, que está corrompida por un alto nivel de ruido y una deriva lenta con un gran margen dinámico. En esta tesis se propone una técnica basada en la Descomposición en Modos Empírica (EMD). Para la evaluación de los métodos propuestos, se ha realizado un estudio comparativo con otras técnicas de detección, utilizando señales sintéticas y reales, comprobándose que dicho método ofrece mejores prestaciones.

Por lo tanto, el trabajo desarrollado en esta tesis supone una contribución en las siguientes áreas:

1. El diseño de una cámara IR de bajo coste para la extracción de la señal de una FPA de detectores de PbSe.
2. La detección de blancos rápidos con baja relación señal a ruido, que se aborda mediante la propuesta de una técnica basada en el método EMD.

Abstract

The work developed in this thesis culminates the task undertaken at the Center for Research and Development of the Navy to design a prototype of a low cost infrared camera based on a focal plane array (FPA) of 16×16 uncooled lead selenide (PbSe) detectors. The purpose of this camera was to demonstrate the technological feasibility of the detection of moving targets in an infrared video sequence obtained with a low cost electronics which eliminates the mechanical modulator of the incident radiation as well as the cooling and temperature control systems. The removal of these elements involves a series of technological challenges that must be tackled.

The first problem to be addressed is the design of an electronic scheme to extract the signal from the radiation of the target with a much lower amplitude than the DC component due to the dark current of the detector. Another factor that hinders the reliable extraction of the IR signal is the temporal variation of the radiation from the background, which results in a low frequency component. Furthermore, the thermal instability of the detectors appears as slow oscillations with high amplitude. The thermal noise is another source of distortion which limits the sensitivity of the detection technique with a high level due to the large bandwidth of a DC coupled electronics.

This work addresses the problem of detecting a short-time and low-amplitude signal corresponding to the target, which is corrupted by a high level noise and a slow drift with a large dynamic range. For this purpose, a novel technique based on the Empirical Mode Decomposition (EMD) is proposed. The evaluation is carried out through a comparative study against other target detection techniques, using both synthetic and real signals. The results obtained by the new method show better performance than traditional approaches.

In summary, the work accomplished in this thesis arises novel contributions in the following areas:

- The design of a low cost IR camera to extract the signal of a FPA of PbSe detectors.
- The detection of fast targets with very low signal to noise ratio, which is addressed by the proposed technique based on the EMD method.

Índice general

Resumen	I
Abstract	III
Índice general	V
1. Introducción	1
1.1. Motivación de la investigación	1
1.2. Objetivos de la investigación	4
1.3. Metodología	5
1.4. Organización de la memoria	7
2. Revisión de los sistemas IR	9
2.1. Sistemas de imagen electroópticos	9
2.1.1. Clasificación de los sistemas de imagen electroópticos	11
2.1.2. Terminología	13
2.2. Revisión de las cámaras térmicas	14
2.2.1. Generaciones de cámaras térmicas	17
2.2.2. Aplicaciones	19
2.2.3. Tendencias tecnológicas	22
2.3. Ruido en imágenes térmicas	23
2.3.1. Ruido temporal	23
2.3.2. Ruido espacial	26
2.4. Parámetros de calidad de las cámaras térmicas	29
2.5. Fuentes de radiación	31
2.6. Influencia de la atmósfera	35
2.7. Detectores de radiación IR	36
2.7.1. Detectores fotoconductores	38
2.7.2. Esquemas electrónicos de detección básicos	40
3. Detección y seguimiento en señales IR	45
3.1. Técnicas de detección de cambios en una secuencia de vídeo	45

3.1.1.	Métodos de sustracción del fondo	47
3.1.2.	Métodos de modelado estadístico del fondo	49
3.2.	Métodos de adaptación del fondo. Estimación de la deriva	51
3.2.1.	El filtro de Kalman	51
3.2.2.	Método de la media móvil	57
3.2.3.	Comportamiento de la deriva en detectores fotoconductores . .	59
3.3.	Transformada Wavelet Discreta (DWT)	59
3.4.	Empirical Mode Decomposition (EMD)	67
3.5.	Eliminación del ruido	74
3.5.1.	Mediante DWT	74
3.5.2.	Mediante EMD	77
3.6.	Métrica de evaluación de prestaciones	79
3.6.1.	Tabla de contingencia	79
3.6.2.	Distorsión de la forma de onda	82
4.	Diseño de una cámara IR de bajo coste basada en una FPA de PbSe	83
4.1.	Avances en el desarrollo de detectores IR no refrigerados	83
4.1.1.	Evolución de los detectores no refrigerados	84
4.1.2.	VPD PbSe: la solución para detectores MWIR de bajo coste .	85
4.2.	Fundamentos de la arquitectura de la cámara IR	86
4.2.1.	Eliminación de la corriente de oscuridad	90
4.2.2.	Calibración del sistema	92
4.2.3.	Lectura multiplexada de los detectores de la FPA	96
4.2.4.	Corrección de la dispersión de la FPA	96
4.3.	Descripción de los componentes de la cámara	97
4.4.	Software del sistema	101
4.5.	Prototipos de cámara desarrollados	103
5.	Detección de eventos rápidos mediante EMD	107
5.1.	Formulación del problema	107
5.2.	Modelo de señal y bases de datos	110
5.3.	Eliminación del ruido	113
5.3.1.	Utilización del método EMD	114
5.3.2.	Comparación de EMD con EEMD y MEMD	121
5.4.	Estimación de la deriva	121
5.4.1.	Aplicación de métodos clásicos	121
5.4.2.	Estimación mediante EMD	128
6.	Evaluación y presentación de resultados	135
6.1.	Consideraciones iniciales	135
6.2.	Eliminación previa del ruido	136

6.3.	Estudio comparativo mediante EMD y DWT	139
6.4.	Cancelación previa de la deriva	143
6.5.	Detección basada únicamente en EMD	145
6.6.	Estudio con señales reales	147
6.7.	Validez del método EMD para detectar eventos rápidos	149
6.8.	Discusión de resultados	151
7.	Conclusiones y líneas futuras de investigación	153
7.1.	Aportaciones de la Tesis	153
7.2.	Líneas futuras	155
A.	Publicaciones a las que ha dado lugar la realización de la tesis	159
A.1.	Informes técnicos	159
A.2.	Revistas indexadas en el JCR	160
A.3.	Revistas no indexadas en el JCR	160
A.4.	Congresos internacionales	160
B.	Glosario de abreviaturas y acrónimos	161
C.	Simbología y notación empleada	163
	Bibliografía	165

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación de la investigación

Esta tesis se enmarca en el contexto de los sistemas de videovigilancia basados en cámaras infrarrojas (IR: InfraRed). Estos sistemas tienen numerosas aplicaciones tanto en el sector civil como en el militar. Ejemplos típicos son la detección precoz de incendios forestales, el control de tráfico, la monitorización de procesos industriales, la detección de intrusos en vigilancia perimetral de edificios y en general todas aquellas aplicaciones donde se necesite obtener una descripción detallada del entorno. En este sentido, las cámaras IR son muy atractivas ya que permiten la observación de la escena en condiciones de iluminación nula o adversas. Sin embargo, debido a su complejidad, tienen un precio demasiado elevado que hace que estos sistemas hayan estado relegados mayoritariamente a aplicaciones en el sector militar. Actualmente, la tendencia es muy distinta, de modo que de los sistemas militares caros y de altas prestaciones se está pasando de forma creciente a la demanda de sistemas sencillos para aplicaciones que requieren la producción de grandes unidades a bajo coste, abarcando desde el sector industrial a otros sectores del ámbito civil.

Por lo tanto, este trabajo se centra en las cámaras IR para aplicaciones de bajo coste. El objetivo final es el diseño de una cámara con unas buenas prestaciones, que pueda competir con sistemas más complejos y sofisticados, pero renunciando a todos aquellos elementos que hacen inviable su utilización en aplicaciones con restricciones de peso, volumen, consumo y por supuesto de precio. Esto conlleva una serie de retos tecnológicos que hay que resolver. Por un lado, el diseño de la electrónica de la cámara será lo más sencillo posible, con componentes convencionales de bajo coste, renunciando a cualquier elemento mecánico o electrónico que suponga un incremento en cualquiera de los aspectos antes mencionados. Pero por otra parte, el sistema final debe tener unas prestaciones que lo hagan atractivo y al mismo tiempo competitivo. Para conseguir este fin, hay que compensar las deficiencias en la arquitectura de la cámara con técnicas de procesamiento de señal avanzadas. En la Fig. 1.1 se muestra un esquema con el planteamiento

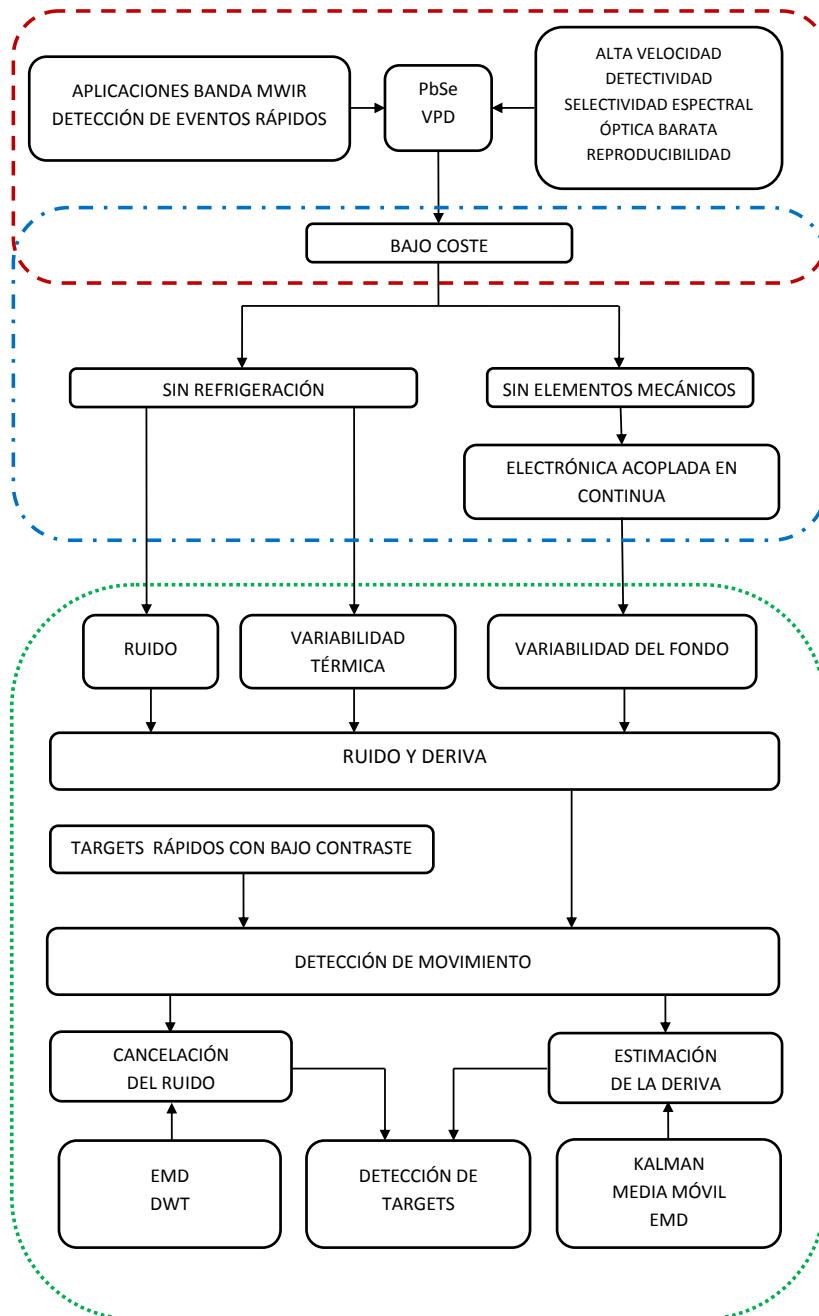


Figura 1.1 – Esquema del planteamiento del problema de investigación.

del problema de investigación que se pretende resolver, la motivación y los distintos objetivos planteados.

Para estos propósitos, se ha desarrollado una cámara IR basada en una matriz de plano focal (FPA) de baja densidad, de 16×16 detectores de seleniuro de plomo (PbSe). Con el fin de obtener un producto de bajo coste, se ha prescindido del modulador mecánico de la radiación incidente así como de los elementos de refrigeración y de control de la temperatura de los detectores.

Una de las principales razones que justifican el desarrollo de esta cámara es la demostración y comprobación de la viabilidad tecnológica de la misma. Otra razón es su utilización como plataforma de evaluación de las técnicas de detección propuestas en esta tesis. Esto nos permite disponer de secuencias de vídeo IR en cualquier momento y en distintas condiciones, sin necesidad de acceder a bases de datos públicas, que por otro lado son escasas y se desconocen en general las condiciones de obtención de las mismas. Como una ventaja añadida, cabe destacar el hecho de que la cámara está diseñada específicamente para extraer la señal de detectores de PbSe, desarrollados en el Centro de Investigación y Desarrollo de la Armada (CIDA), con lo cual tanto los detectores como la cámara son de fabricación nacional y la disponibilidad de los mismos no está sujeta a restricciones de índole comercial por parte de los fabricantes.

Como consecuencia de la supresión de los elementos anteriormente mencionados en el diseño de la cámara, será necesario desarrollar técnicas de procesamiento de señal avanzadas que compensen los efectos asociados a la ausencia de estos componentes. El objetivo final es desarrollar un método novedoso y robusto para detectar objetos móviles de forma automática en una secuencia de imágenes obtenidas con una cámara de vídeo basada en detectores IR de PbSe. Para conseguir este fin, se utilizan técnicas de procesamiento que se basan en la sustracción de la imagen de fondo (“background subtraction”). Estas técnicas consisten en la obtención de una imagen de referencia que representa las partes de la escena observada que no han cambiado sustancialmente o que no contienen objetos móviles de interés en la aplicación (“background”). La imagen de referencia se resta de la imagen observada en cada instante para obtener así la máscara de movimiento (“foreground”). Este proceso de obtención y actualización de la imagen de fondo es la tarea más importante y crítica, siendo especialmente complicada si se producen variaciones temporales significativas en la escena, como sucede en un entorno real y complejo sujeto a cambios de iluminación, situación frecuente en la vigilancia de exteriores. El comportamiento estadístico de la señal en cada píxel de la imagen, su media y varianza, es distinto a lo largo del tiempo, y puede modelarse como un proceso no estacionario, por lo que será necesario utilizar algoritmos adaptativos.

Esta circunstancia se ve agravada por la inestabilidad térmica en los detectores de la cámara debido a la ausencia de los elementos de refrigeración. Y todavía hay otro factor que contribuye a la variación temporal de la intensidad de la señal en la imagen, el denominado ruido $1/f$ de los detectores y la electrónica. Es decir, existe una variabilidad

temporal en la imagen, con un comportamiento no estacionario que se conoce como deriva y que se obtiene como la contribución conjunta de varias fuentes diferentes, la variabilidad propia del fondo, la inestabilidad térmica y el ruido $1/f$.

Por otra parte, las cámaras IR proporcionan imágenes con muy bajo contraste, de modo que los blancos de interés se manifiestan frecuentemente como pequeñas fluctuaciones de muy baja amplitud. Por ello, para mejorar la capacidad de detección de estos objetos, la cancelación del ruido, que en estas cámaras es considerable, es una etapa crucial en el desarrollo de la técnica de detección.

En este trabajo se propone un nuevo método para la eliminación del ruido, la corrección de la deriva y la detección de blancos basado en la Descomposición en Modos Empírica (EMD: Empirical Mode Decomposition). El objetivo es mejorar la detección de blancos mediante la introducción de una etapa previa de eliminación de ruido, especialmente en las aplicaciones donde la relación señal a ruido es baja. La posterior estimación de la deriva se lleva a cabo mediante métodos clásicos, como son la media móvil y el filtro de Kalman. Para la evaluación del método propuesto se ha realizado un estudio comparativo con otras aportaciones del estado de la técnica, realizándose pruebas tanto con señales sintéticas como con señales reales.

La investigación desarrollada en esta tesis abarca tres áreas temáticas, como se muestra en la Fig. 1.1:

- Tecnología de los sistemas IR (rojo).
- Desarrollo de hardware (azul).
- Técnicas de procesamiento de señal (verde).

1.2. Objetivos de la investigación

Todos los métodos propuestos para la detección de objetos móviles en sistemas de videovigilancia basan su estrategia de actualización y corrección de la deriva del fondo en modelos estadísticos del mismo o en el modelado de la dinámica que rige su variación temporal. Para ello, es necesario poseer un conocimiento profundo del comportamiento del fondo, cosa que en la mayoría de los casos no es posible debido a las condiciones cambiantes del entorno. En los casos más optimistas, no deja de ser un modelo de aproximación al comportamiento real. Como consecuencia de ello, los métodos que se han propuesto hasta el momento ofrecen poca sensibilidad en la etapa posterior de detección de blancos, sobre todo en casos reales y con baja relación señal a ruido. En esta tesis se propone el uso de la técnica alternativa EMD para corregir las variaciones del fondo en una secuencia de vídeo.

La técnica EMD es un procedimiento empírico de descomposición autoadaptativo que ha demostrado ser eficiente para caracterizar una señal como un conjunto de componentes oscilatorias. La señal de los píxeles puede modelarse mediante tres contribuciones de

diferente comportamiento temporal, el ruido que se comporta como oscilaciones rápidas, la deriva cuyo comportamiento temporal es una oscilación lenta, y finalmente los blancos, con una variación temporal intermedia entre el ruido y la deriva. Nuestra hipótesis establece que mediante EMD podemos separar las tres componentes de la señal atendiendo a su naturaleza oscilatoria, mejorando los resultados obtenidos con otras técnicas.

Los objetivos fundamentales de esta propuesta son dos:

1. La eliminación del ruido de la imagen, que limita la sensibilidad de la técnica de detección.
2. La estimación y corrección de la deriva en una secuencia de vídeo IR obtenida con una cámara de bajo coste.

La propuesta se articula a partir de los siguientes objetivos parciales:

- El desarrollo del hardware y el software necesarios para la adquisición de imágenes IR.
- La eliminación del ruido de la secuencia de vídeo basado en EMD para mejorar la probabilidad de detección y disminuir la probabilidad de falsa alarma.
- El diseño de un método para el seguimiento de la variación del fondo basado en métodos clásicos.
- La obtención de una base de datos con imágenes reales y sintéticas para la validación del método y comparación con otras técnicas.

1.3. Metodología

La Fig. 1.2 muestra un esquema que resume la metodología empleada en esta tesis. En una primera fase se diseña el hardware de la cámara prototipo, así como el software de adquisición de imágenes. Mediante una interfaz gráfica para la visualización de las imágenes obtenidas se ha seguido un protocolo de pruebas para comprobar el correcto funcionamiento de todos los elementos de la cámara, en distintas condiciones de funcionamiento. Una vez validada la plataforma de adquisición y presentación de las imágenes, se pasa a la segunda fase de la investigación, dedicada al desarrollo de las técnicas de detección de blancos móviles en la secuencia de vídeo. En este estudio se comparan las prestaciones obtenidas siguiendo distintas estrategias:

- El estudio de una técnica que consiste en incluir una etapa previa de eliminación de ruido. Para comprobar su efectividad, se utilizan dos esquemas distintos, uno basado en la Transformada Wavelet Discreta (DWT) y otro basado en el método EMD. Una vez obtenida la señal sin ruido, se procede a la cancelación de la deriva.

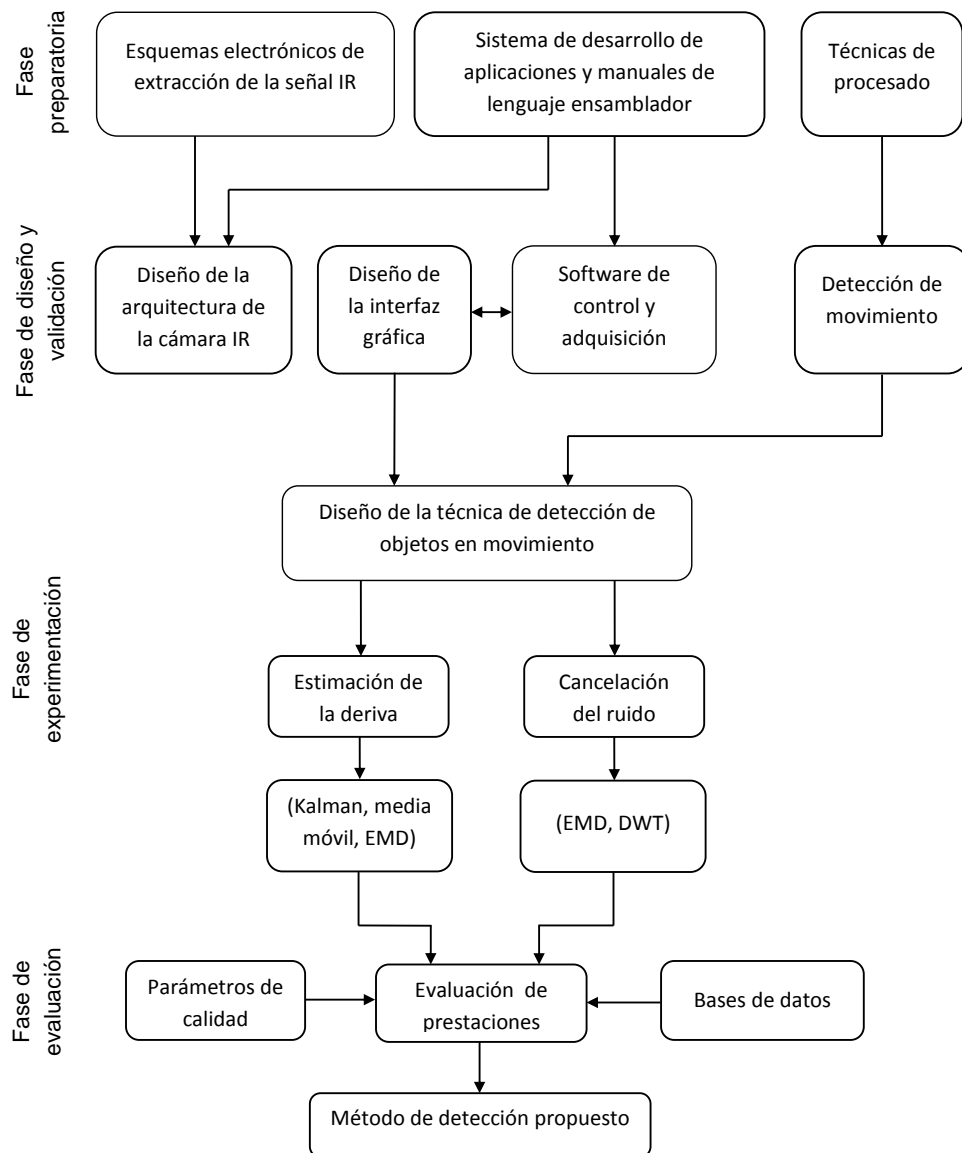


Figura 1.2 – Metodología de la investigación.

- Se estima la deriva en la señal de un píxel mediante dos técnicas clásicas conocidas y de uso común, el filtro de Kalman y la media móvil. Para ambos casos, una vez cancelada la deriva, se procede a la extracción de los blancos y la evaluación de resultados. Para este estudio se utilizan señales sintéticas y un análisis de Montecarlo.
- También se aborda la estimación de la deriva a partir de la descomposición EMD de la señal. Se comparan los resultados con los obtenidos mediante el método DWT, así como con los métodos clásicos.

De la evaluación y comparación de los resultados se obtienen las conclusiones que permiten proponer un nuevo método de detección. El criterio adoptado para evaluar las prestaciones de las distintas estrategias utilizadas fue el análisis de los parámetros de sensibilidad, valor predictivo positivo y distorsión de la forma de onda recuperada. La validación de este método se ha llevado a cabo también con imágenes reales cedidas por la empresa New Infrared Technologies S.L. (NIT), tomadas con una cámara MATRIX 1024 basada en una FPA de 32×32 detectores de PbSe sin refrigeración.

1.4. Organización de la memoria

La memoria de tesis consta de 6 capítulos adicionales a éste:

- En el Capítulo 2 se presenta una revisión de los fundamentos de los sistemas IR. El objetivo es revisar los conceptos básicos relacionados con la tecnología IR, con el propósito de introducir una referencia al lector en esta temática que permita enlazar con el desarrollo de los demás capítulos de la tesis.
- El Capítulo 3 se dedica a la revisión de las técnicas de procesamiento de señal comúnmente empleadas en sistemas de detección de eventos basados en cámaras IR. Además, se establecen los fundamentos de las técnicas de procesamiento utilizadas en esta tesis.
- En el Capítulo 4 se describen aquellos aspectos más relevantes en el diseño de la arquitectura de una cámara de bajo coste basada en una FPA de detectores de PbSe, así como los problemas derivados de la misma.
- El Capítulo 5 describe las distintas técnicas de detección de eventos rápidos en una secuencia de vídeo IR. Este capítulo se presenta como el eje central de la tesis en lo que a procesamiento se refiere.
- En el Capítulo 6 se presentan los resultados de las prestaciones obtenidas con los distintos métodos de detección descritos en el capítulo 5.
- El Capítulo 7 recoge las conclusiones y líneas futuras de investigación.

Capítulo 2

Revisión de los sistemas IR

En este capítulo se aborda la revisión de los conceptos fundamentales relacionados con los sistemas IR. La finalidad del mismo es aportar una breve introducción de aquellos aspectos más relevantes, necesarios para la comprensión del trabajo de investigación desarrollado en esta tesis. Así, en primer lugar se definen los sistemas de imagen electroópticos y se hace una clasificación de los mismos, para ubicar el marco tecnológico de las cámaras infrarrojas. A continuación, se procede a una revisión de los distintos tipos de cámaras, sus aplicaciones y las tendencias tecnológicas. Dado que la calidad de la imagen está limitada por el ruido, resulta imprescindible una descripción de los diferentes tipos de ruido que afectan a estos sistemas. También es necesaria una introducción a los fundamentos físicos de estos sistemas, para poder comprender el origen de la radiación emitida por los objetos, así como la influencia de la atmósfera sobre la misma. El capítulo finaliza con el estudio de los diferentes tipos de detectores y los esquemas electrónicos básicos de detección.

2.1. Sistemas de imagen electroópticos

La radiación óptica se ubica en la región del espectro electromagnético situada entre las microondas y los rayos X. Se define como la radiación cuyas longitudes de onda son mayores que 10 nm e inferiores a 1 mm [14]. En la Fig. 2.1¹ se muestra la división del espectro electromagnético en función de la longitud de onda. La radiación óptica se divide a su vez en tres categorías:

- Radiación infrarroja, ($1\ \mu\text{m} \leq \lambda \leq 1\ \text{mm}$).
- Radiación visible, ($0,36\ \mu\text{m} \leq \lambda \leq 0,76\ \mu\text{m}$).
- Radiación ultravioleta, ($10\ \text{nm} \leq \lambda \leq 0,36\ \mu\text{m}$).

¹<http://partner.cab.inta-csic.es/imagenes/emspeccsmall.jpg>

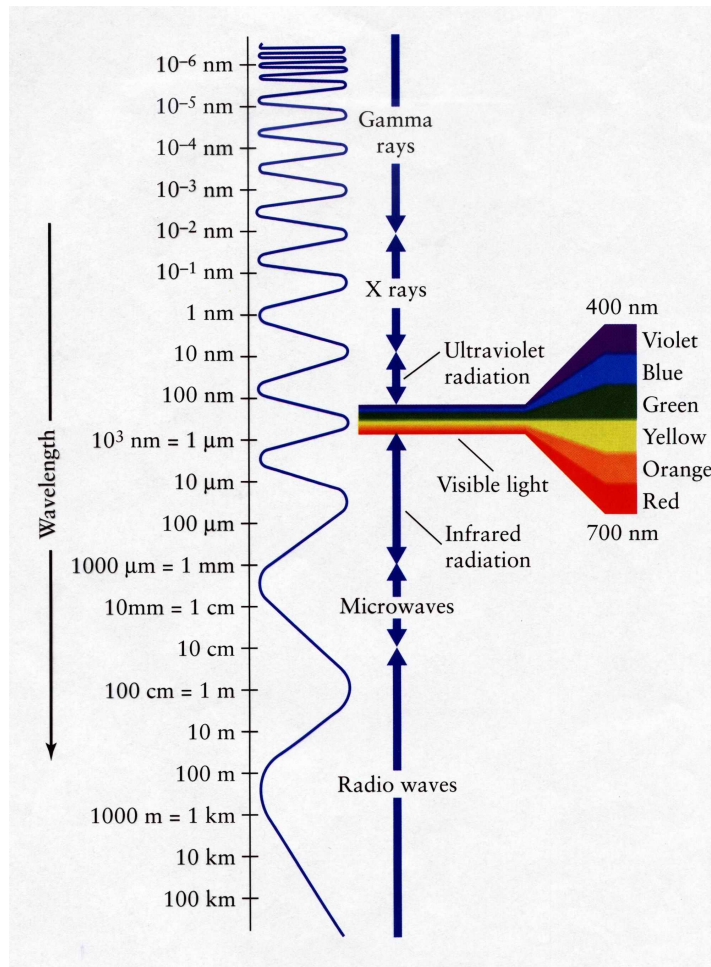


Figura 2.1 – Espectro de la radiación electromagnética.

Los sistemas de imagen electroópticos se diseñan para captar la radiación óptica y crear una imagen visible por el usuario. La finalidad de estos sistemas es detectar la radiación emitida o reflejada por los objetos, convirtiéndola en una señal eléctrica, que se procesa para crear una imagen en un sistema de representación adecuado, típicamente una pantalla. Desde este punto de vista, el ojo humano se puede considerar un tipo de sistema de imagen electroóptico, pues utiliza la radiación visible reflejada por los objetos convirtiéndola en señales eléctricas que son llevadas por el nervio óptico hasta el cerebro donde se procesan para crear una imagen.

Mediante el uso de los sistemas de imagen electroópticos el hombre extiende el rango de visión más allá del visible. Son de especial interés los sistemas de imagen que captan la radiación térmica emitida por los objetos, permitiendo observar una escena en condiciones de iluminación desfavorables (humo, niebla, etc) e incluso nula (de noche). En la Fig. 2.2 se muestra la imagen infrarroja de una persona durante la noche, en una aplicación típica de videovigilancia [7]. Estos sistemas son el eje central de esta tesis. La



Figura 2.2 – Imagen infrarroja de una persona durante la noche (Fuente: [37]).

Fig. 2.3 representa un escenario típico de aplicación de los sistemas de imagen electro-ópticos [4]. La radiación del entorno o fondo (background) enmascara a los objetos de interés (blancos) y la atmósfera distorsiona y atenúa la radiación que incide en el sistema óptico. Esta se enfoca en el detector que actúa como un transductor, convirtiendo el flujo de fotones en una señal eléctrica, que se amplifica y procesa para poder visualizarse en un monitor.

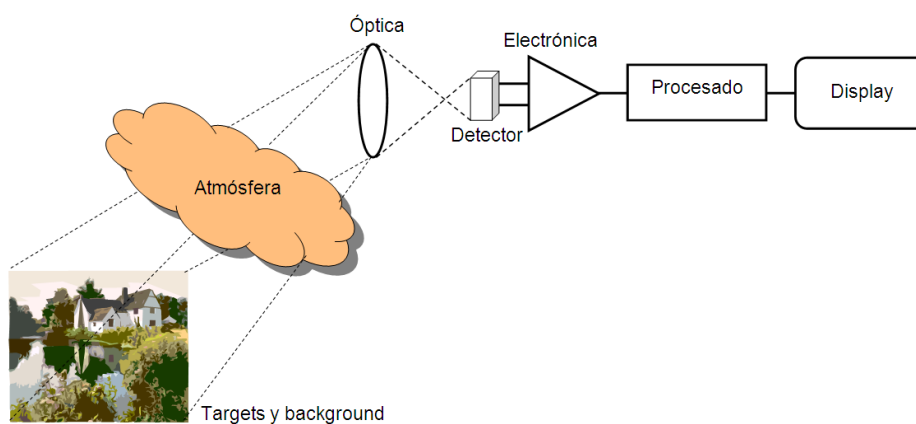


Figura 2.3 – Escenario típico de un sistema de imagen electroóptico (Fuente: [14]).

2.1.1. Clasificación de los sistemas de imagen electroópticos

En el diagrama de la Fig. 2.4 se muestra una clasificación de los sistemas de imagen electroópticos [7].

- Las cámaras de visión nocturna se basan en tubos intensificadores de imagen que consisten en un fotocátodo, un ánodo en forma de una pantalla de fósforo y otros

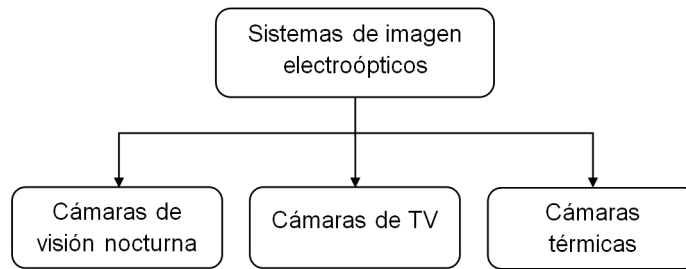


Figura 2.4 – Clasificación de los sistemas de imagen electroópticos.

componentes. El tubo intensifica la imagen creada en el fotocátodo, que es de baja luminancia, convirtiéndola en una imagen más brillante en el ánodo. Son aparatos de visión directa que amplifican la imagen óptica de entrada para hacerla visible al ojo humano.

- Las cámaras de TV son aparatos electrónicos que convierten la imagen de entrada en una señal eléctrica, amplificándola y generando una imagen de salida en formato analógico o digital compatible con la televisión o el vídeo. Las cámaras de TV ofrecen además otras capacidades como grabar, procesar y transmitir la imagen de la escena observada. Hay muchos tipos de cámaras de TV, entre las que se distinguen las cámaras CCD monocromo/color, cámaras CMOS monocromo/color y otras muchas.
- Las cámaras térmicas son sistemas de imagen sensibles a la radiación infrarroja, con longitudes de onda en el intervalo $0,78 \leq \lambda \leq 12 \mu\text{m}$. Su origen, así como los de otros tipos de sistemas electroópticos, procede de aplicaciones militares. Sin embargo, hoy en día y cada vez con más frecuencia, estos sistemas se utilizan en numerosas aplicaciones tanto militares como civiles.

En función del tipo de radiación, los sistemas de imagen electroópticos se pueden a su vez dividir en dos grupos distintos [7], como se muestra en la Fig. 2.5:

- Los que utilizan la radiación emitida por los objetos debido a su temperatura, fenómeno conocido como la radiación térmica, descrita matemáticamente por la Ley de Planck. A este grupo pertenecen los sistemas de imagen de las bandas espectrales con longitudes de onda $\lambda \geq 3 \mu\text{m}$.
- Los que utilizan la radiación reflejada por los objetos. Los sistemas de imagen de bandas espectrales localizadas en el visible ($0,36 \leq \lambda \leq 0,76 \mu\text{m}$) o en el rango espectral de infrarrojo cercano (Near InfraRed, NIR) con longitudes de onda de hasta $1 \mu\text{m}$, pertenecen a este segundo grupo.

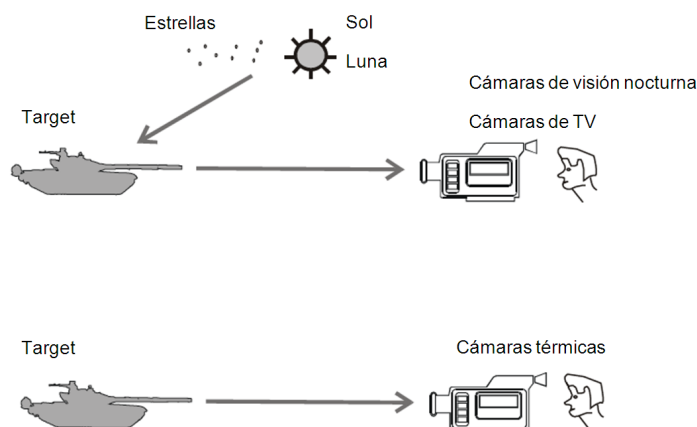


Figura 2.5 – Fundamentos de operación de los sistemas de imagen (Fuente: [7]).

2.1.2. Terminología

A pesar de que los sistemas IR se utilizan desde hace tiempo, todavía no existe una terminología internacionalmente aceptada para esta tecnología [7]. Actualmente sólo las unidades radiométricas de la radiación y los detectores han sido estandarizados en el “International Lighting Vocabulary” publicado por la “International Lighting Commission CIE” y la “International Electrotechnical Commission CIE” en 1987. Sin embargo, en otras muchas áreas existe una gran diversidad de términos, consecuencia de los diferentes aspectos de la tecnología infrarroja en los cuales desarrollan su trabajo los científicos e ingenieros [7], que utilizan diferentes nomenclaturas en su publicaciones científicas, manuales y catálogos, haciendo difícil su comprensión incluso para los propios profesionales del sector.

Un ejemplo de esta variedad es el término sistema electroóptico que aparece a menudo en este capítulo y que es comúnmente utilizado en USA y Asia. Sin embargo, existen términos equivalentes de uso extendido, como sistema optoelectrónico y oprónico que tienen el mismo significado: sistema que utiliza la radiación óptica emitida o reflejada por los objetos. En muchas publicaciones se consideran únicamente a los sistemas de visión nocturna como sistemas electroópticos. También existe una gran cantidad de diferentes términos utilizados como sinónimos de cámara térmica, tales como cámara infrarroja, termógrafo, visor térmico y radiómetro infrarrojo, entre otros.

Respecto a la división de la radiación IR, actualmente no hay un acuerdo aceptado internacionalmente. La CIE [7] recomienda una división de la radiación óptica de acuerdo con la Tabla 2.1, pero como puede verse, es demasiado genérica en lo que respecta a la parte relativa al espectro infrarrojo. Por ello, para una división más precisa de la radiación infrarroja, basada en los límites de las bandas espectrales de los detectores infrarrojos comúnmente empleados [7], en esta tesis se utiliza la Tabla 2.2. La banda

Tabla 2.1 – División de la radiación óptica recomendada por la CIE (Fuente: [7]).

Nombre	Longitud de onda
UV-C	$0,1 \mu\text{m} - 0,28 \mu\text{m}$
UV-B	$0,28 \mu\text{m} - 0,315 \mu\text{m}$
UV-A	$0,315 \mu\text{m} - 0,4 \mu\text{m}$
VISIBLE	$0,36 \mu\text{m} - 0,76 \mu\text{m}$
IR-A	$0,78 \mu\text{m} - 1,4 \mu\text{m}$
IR-B	$1,4 \mu\text{m} - 3 \mu\text{m}$
IR-C	$3 \mu\text{m} - 1000 \mu\text{m}$

Tabla 2.2 – División de la radiación infrarroja (Fuente: [7]).

Nombre	Longitud de onda
Near-InfraRed, NIR	$0,78 \mu\text{m} - 1 \mu\text{m}$
Short-Wave InfraRed, SWIR	$1 \mu\text{m} - 3 \mu\text{m}$
Mid-Wave InfraRed, MWIR	$3 \mu\text{m} - 5 \mu\text{m}$
Long-Wave InfraRed, LWIR	$8 \mu\text{m} - 12 \mu\text{m}$
Very-Long-Wave InfraRed, VLWIR	$15 \mu\text{m} - 1000 \mu\text{m}$

denominada NIR (Near InfraRed) abarca el intervalo de longitudes de onda $0,78 \leq \lambda \leq 1 \mu\text{m}$, siendo $1 \mu\text{m}$ la longitud de onda límite de la sensibilidad de los detectores de silicio (Si). Similarmente, $3 \mu\text{m}$ es la longitud de onda límite de los detectores de arseniuro-galio-indio (InGaAs) y sulfuro de plomo (PbS) utilizados en la banda SWIR (Short Wave InfraRed), cuyo rango es $1 \leq \lambda \leq 3 \mu\text{m}$. La longitud de onda de $6 \mu\text{m}$ es el límite de sensibilidad de los detectores de antimonio-indio (InSb), seleniuro de plomo (PbSe), silicio-platino (PtSi) y telurio-cadmio-mercurio (HgCdTe) empleados en la banda MWIR (MidWave InfraRed), $3 \leq \lambda \leq 6 \mu\text{m}$. No obstante, como se describe en la Sección 2.6, debido a la absorción atmosférica los detectores se optimizan para la banda $3 \leq \lambda \leq 5 \mu\text{m}$. Finalmente, la banda LWIR (LongWave Infrared) abarca el rango $8 \leq \lambda \leq 12 \mu\text{m}$, siendo el detector usado comúnmente el HgCdTe, cuyo límite de sensibilidad está en la longitud de onda de $15 \mu\text{m}$, aunque debido a la absorción atmosférica se optimiza para el rango anteriormente descrito.

2.2. Revisión de las cámaras térmicas

En la Fig. 2.6 se presenta una clasificación de las cámaras térmicas atendiendo a cuatro criterios diferentes [7]: el método de creación de la imagen, la aplicación, la banda espectral y la tecnología empleada.

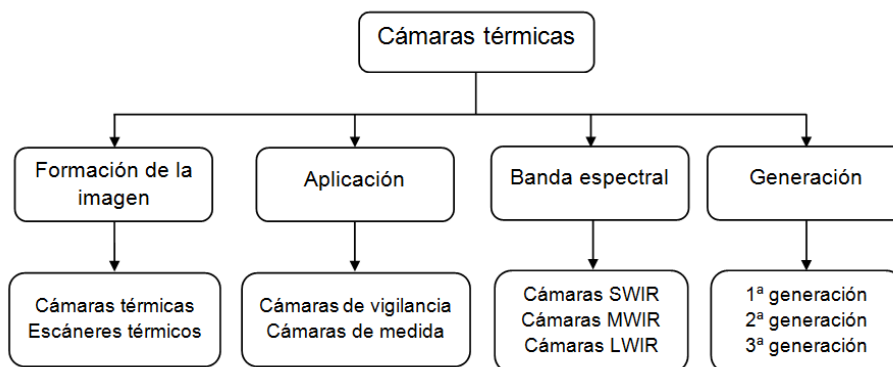


Figura 2.6 – Clasificación de las cámaras térmicas.

- Según el método de creación de la imagen, se dividen en dos grupos: cámaras térmicas y escáneres térmicos. Las cámaras térmicas crean una imagen independientemente de si los objetos de la escena son móviles o estáticos. Los escáneres térmicos crean una imagen bidimensional de la escena sólo cuando el escáner o los objetos son móviles.
- Atendiendo al área de aplicación, se clasifican en cámaras de vigilancia y cámaras de medida. Las cámaras de vigilancia se utilizan en aplicaciones tanto civiles como militares para la observación de una escena en condiciones de iluminación adversas, creando una imagen de distribución relativa de temperatura de los objetos presentes en la escena. Las cámaras de medida se emplean para aplicaciones civiles en la industria y en la ciencia, típicamente para medidas sin contacto de la distribución de temperatura sobre la superficie de un objeto.
- En función de la banda espectral, se dividen en cámaras SWIR, MWIR y LWIR. Los objetos que nos encontramos normalmente en la vida cotidiana tienen unas temperaturas tales que la radiación emitida por los mismos está en el rango de longitudes de onda $3 \leq \lambda \leq 15 \mu\text{m}$. La radiación térmica emitida por estos objetos predomina sobre la radiación reflejada por los mismos de fuentes como el Sol, la Luna y otras fuentes de radiación artificiales, puesto que éstas emiten poca radiación para longitudes de onda superiores a $3 \mu\text{m}$. Hay dos ventanas atmosféricas en el rango de longitudes anterior: la ventana $3-5 \mu\text{m}$ y la ventana $8-12 \mu\text{m}$, donde la absorción atmosférica es despreciable. Así, hay dos tipos principales de cámaras térmicas: las cámaras MWIR (MidWave InfraRed) que operan en la ventana $3-5 \mu\text{m}$ y las cámaras LWIR (LongWave InfraRed) que lo hacen en la ventana $8-12 \mu\text{m}$. Las cámaras SWIR son sensibles en la banda $1-3 \mu\text{m}$. En este rango espectral la radiación reflejada por los objetos predomina sobre la radiación emitida por los mismos, para temperaturas inferiores a los 100°C . Por esta razón, las

cámaras SWIR son de menor interés tanto para el sector militar como para el civil.

- Por último, dependiendo de la tecnología utilizada, las cámaras térmicas pueden ser de 1ª, 2ª y 3ª generación, cuyas características se describen a continuación en la Subsección 2.2.1.

Las bandas espectrales MWIR y LWIR difieren sustancialmente en función de distintos criterios como la radiación del fondo, las características de la escena, el contraste de temperatura y la transmisión atmosférica en determinadas condiciones atmosféricas. Los factores a favor de la banda MWIR son [7]:

- Mayor contraste entre el fondo y los blancos.
- Mayor transmisión atmosférica en condiciones de alta humedad.
- El menor diámetro de la óptica necesaria para obtener una determinada resolución.
- La posibilidad de operar sin necesidad de refrigeración o con refrigeración termoeléctrica (en torno a sólo -20°C), elemento éste último imprescindible en la mayoría de los sistemas LWIR, con refrigeración criogénica, de mayor consumo, más caros y voluminosos, con temperaturas de funcionamiento típicas en torno a los -216°C .

Se define el contraste como la diferencia de la radiación del blanco (target) y el fondo (background) dividida por la radiación del fondo, para una determinada banda espectral $\Delta\lambda$ [7]:

$$C(T_T, T_B) = \frac{M_T(T_T) - M_B(T_B)}{M_B(T_B)} \quad (2.1)$$

siendo $M_T(T_T)$ la emitancia del blanco a la temperatura T_T y $M_B(T_B)$ la emitancia del fondo a la temperatura T_B . La emitancia es la potencia radiada por un cuerpo por unidad de área, esto es, la densidad de potencia radiada:

$$M = \frac{\partial\Phi}{\partial A} \quad \left[\frac{\text{W}}{\text{cm}^2} \right] \quad (2.2)$$

donde Φ es la potencia radiada. Cuando se pretende discernir entre diferencias de temperatura pequeñas entre el blanco y el fondo, se puede definir el contraste térmico diferencial relativo, para un intervalo espectral $\Delta\lambda$:

$$C(T) = \frac{\frac{d}{dT}M(T)}{M(T)} \quad (2.3)$$

En la Tabla 2.3 se muestra el valor del contraste térmico diferencial para las bandas MWIR y LWIR a diferentes temperaturas, donde se puede comprobar que el contraste en

Tabla 2.3 – Contraste térmico diferencial relativo para diferentes temperaturas.

Temperatura [K]	260	300	373	500	573	1000
$C_{3-5\ \mu\text{m}}$	4,74	3,60	2,40	1,40	1,09	0,39
$C_{8-12\ \mu\text{m}}$	2,14	1,62	1,08	0,63	0,50	0,20

**Figura 2.7** – Cámara térmica de 1ª generación (cortesía de FLIR Inc.).

la banda MWIR es mayor que en la banda LWIR en un amplio intervalo de temperaturas. Los factores a favor de la banda LWIR son [7]:

- Mejores prestaciones en condiciones de polvo y niebla.
- Mayor inmunidad a turbulencias atmosféricas.
- Reducida sensibilidad a destellos solares.

En general, la banda LWIR es preferible para detectar cuerpos a temperatura ambiente y en condiciones de polvo y niebla. A su vez, la banda MWIR ofrece mejores prestaciones para la detección de objetos calientes o si la sensibilidad, definida en la ec. (2.20), es menos importante que el contraste.

2.2.1. Generaciones de cámaras térmicas

Las cámaras se dividen generalmente en tres generaciones [7]. Las cámaras con scanning que utilizan detectores discretos o matrices lineales fotoconductoras sencillas sin multiplexación (típicamente PbSe, InSb o HgCdTe) con un número reducido de elementos forman la 1ª generación de cámaras térmicas. Operaban usualmente en el rango $8 - 12\ \mu\text{m}$ y fueron introducidas como equipamiento militar en los años 70 y 80, estando todavía en servicio. Utilizaban matrices de HgCdTe de 60, 120 o 180 detectores. En la Fig. 2.7 se muestra una cámara térmica de 1ª generación.

Las cámaras con scanning con arrays de plano focal, FPA (Focal Plane Array) lineales o 2D, con un número de elementos superior a 100 pero inferior a 10000, forman la 2ª



Figura 2.8 – Cámara térmica de 2ª generación (cortesía de Thales Optronique.).

generación de cámaras térmicas. Tienen menor peso y tamaño y mejores prestaciones que las anteriores. En los años 80 la mayoría de las fuerzas armadas operaban con cámaras de 2ª generación. Nuevas versiones de las FPAs mejoradas aparecen en forma de un único chip con la electrónica de lectura integrada, ROIC (ReadOut Integrated Circuit), una solución muy atractiva para numerosas aplicaciones. Un ejemplo de estos sistemas es el array de 288×4 detectores de HgCdTe fabricado por Sofradir para ambas bandas de $3 - 5 \mu\text{m}$ y $8 - 12 \mu\text{m}$ con procesamiento de señal en el chip (integración de la fotocorriente, amplificación, etc). En la Fig. 2.8 puede verse una cámara térmica de 2ª generación.

La 3ª generación la forman cámaras térmicas sin scanning con arrays 2D de detectores con al menos 10^6 elementos en el plano focal de la óptica. Los detectores son electrónicamente escaneados mediante circuitería electrónica integrada con los mismos, ROICs, que realizan todo tipo de funciones, como la selección de los píxeles de lectura y la amplificación de los mismos. El escáner opto-mecánico se elimina y la única función de la óptica es enfocar la radiación IR en la matriz de detectores. Esta tercera generación de cámaras térmicas se empezó a utilizar desde principios de los 90 para competir con sus predecesoras. Inicialmente eran cámaras MWIR y LWIR refrigeradas y los detectores empleados el InSb y HgCdTe. Las cámaras de tercera generación refrigeradas basadas en tecnología QWIP empezaron a emplearse a finales de los 90. En la Fig. 2.9 puede verse una cámara térmica de 3ª generación sin refrigeración y en la Fig. 2.10 una refrigerada.

Durante estos años, las cámaras térmicas no refrigeradas basadas en microbolómetros también están comercialmente disponibles y su uso es extendido. La calidad de la imagen ofrecida por las cámaras no refrigeradas es deficiente, puesto que está degradada por



Figura 2.9 – Cámara térmica sin refrigeración de 3ª generación: ELVIR (cortesía de Thales Angenieux.).

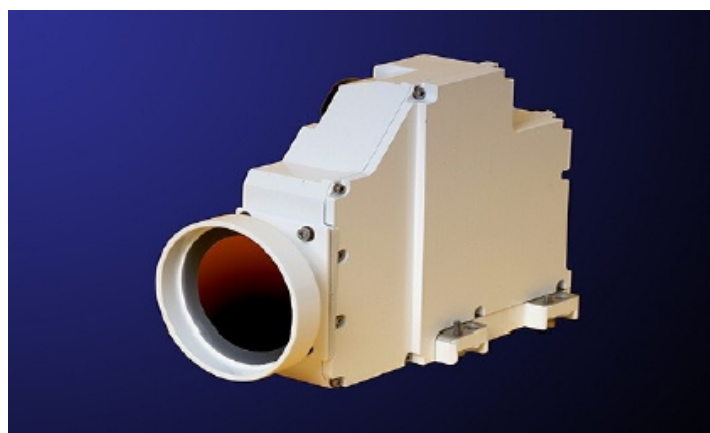


Figura 2.10 – Cámara térmica refrigerada de 3ª generación: Catherine XP (cortesía de Thales Optronique.).

el alto nivel de ruido y la deriva originada por la inestabilidad térmica. Sin embargo, la calidad puede ser aceptable para su uso en numerosas aplicaciones de corto y medio alcance. Además, debido a su menor coste, el uso de las cámaras no refrigeradas se está extendiendo rápidamente tanto en aplicaciones civiles como militares. En la Fig. 2.11 se representa la cámara MWIR MATRIX 1024 desarrollada por New Infrared Technologies S.L. basada en una FPA de Pbse de 32x32 detectores no refrigeradores.

2.2.2. Aplicaciones

Existen varias categorías de aplicaciones de la detección infrarroja mediante cámaras térmicas. Las aplicaciones son numerosas y abarcan una gran variedad de áreas, pero se pueden agrupar en dos categorías principales [7], radiometría e imágenes térmicas.

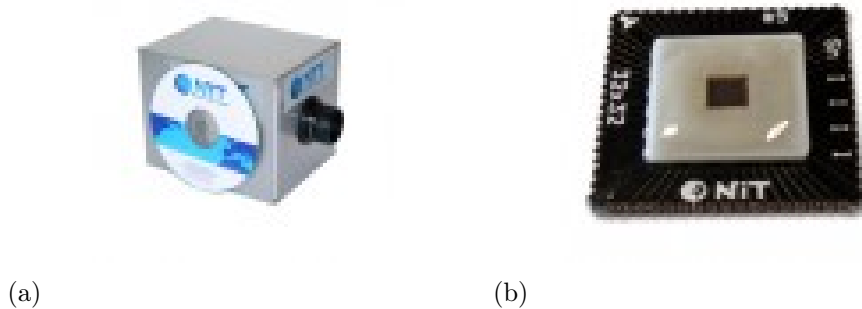


Figura 2.11 – (a) Cámara MATRIX 1024 desarrollada por New Infrared Technologies S.L. y (b) su FPA de 32x32 detectores de PbSe (Fuente: [48]).

Las aplicaciones radiométricas están basadas en la medida absoluta de la radiación. Se trata de obtener medidas cuantitativas y la cantidad obtenida suele ser la radiación emitida dentro de una determinada banda espectral. En otros casos se mide la distribución espectral de la radiación, hablándose entonces de espectroscopía. Cuando la medida es convertida en temperatura se denomina pirometría. La radiometría y la pirometría se utilizan fundamentalmente para el análisis de fenómenos cuyos orígenes son los efectos térmicos observados. Así, son útiles en diversas áreas de investigación científica, como la radioastronomía e investigación en física fundamental, y también en la industria, para monitorización de máquinas, control del calentamiento de herramientas, estudio de la distribución de temperatura en circuitos electrónicos, etc.

A diferencia de la radiometría, las imágenes térmicas registran los valores relativos de radiancias o temperaturas. La imagen es definida en un espacio tridimensional, proporcionando la distribución de radiación o temperatura sobre una superficie y sus cambios con la evolución del tiempo. Son particularmente útiles para observación, vigilancia o detección. Entre las aplicaciones cabe citar la detección de fuegos, detección de intrusos en recintos de acceso restringido o controlado, guiado de robots, guiado final de munición, monitorización de procesos de fabricación, etc.

Las cámaras infrarrojas son de gran interés debido a una serie de características, como son:

- La radiación es emitida directamente por los objetos sin necesidad de utilizar fuentes auxiliares, de modo que son completamente pasivos y consecuentemente no invasivos.
- La radiación emitida está relacionada con el estado de energía térmica de los objetos observados, lo cual permite el análisis de fenómenos físicos.
- La detección se hace sin contacto, de modo que no se altera el fenómeno observado.

- La detección se hace a distancia, pudiendo observar objetos remotos, inaccesibles o aquellos cuya aproximación suponga un riesgo.
- La temperatura observada puede ser muy alta sin causar la destrucción del detector.
- Es posible observar de modo continuo un proceso sin interrumpir el mismo.

Del mismo modo que las ventajas anteriores, las desventajas son consecuencia directa del método de medida u observación, entre las que se pueden citar:

- La radiación detectada depende de la temperatura superficial de los objetos y el estado de dicha superficie, de modo que la relación con los fenómenos internos no siempre son evidentes ni conocidos.
- El comportamiento de los objetos reales difiere de la teoría de emisión de los cuerpos negros y grises, de ahí que los resultados de las medidas son sólo temperaturas aparentes o aproximaciones.
- Generalmente la radiación detectada resulta de la emisión térmica de los objetos observados, pero también del entorno.
- Además de las limitaciones anteriores impuestas por la física, hay que añadir el alto coste de los materiales empleados para fabricar los detectores, la óptica y los sistemas de refrigeración. Actualmente se están haciendo grandes esfuerzos para reducir el coste de los sistemas de imágenes térmicas, permitiendo extender su uso a diversas áreas dentro del ámbito militar y civil.

Las cámaras térmicas resultan muy apropiadas para una gran variedad de aplicaciones. A continuación se citan algunas de ellas [78]:

- Seguridad: para proteger frente a intrusos todo tipo de instalaciones, como aeropuertos, almacenes, fincas, centros comerciales, oficinas, centros comerciales, etc.
- Visión nocturna marítima: se emplean en embarcaciones comerciales y privadas para la navegación nocturna, la seguridad a bordo, situaciones de emergencia, como es el caso de la caída de un hombre al agua, antipiratería, etc.
- Lucha contra incendios: los bomberos pueden ver a través del humo y sirven asimismo para comprobar si un incendio se ha extinguido bien. De gran importancia resulta también la detección precoz de incendios en el bosque, alertando de forma temprana a los retenes contra incendios evitando así grandes catástrofes ecológicas.
- Para las fuerzas de orden público: los agentes de policía emplean estas cámaras para ver sin ser vistos y poder detectar sospechosos fácilmente en total oscuridad sin descubrir su posición.

- Seguridad fronteriza: en la vigilancia de fronteras se utilizan para detectar contrabandistas e intrusos en total oscuridad.
- Entornos industriales: las cámaras térmicas detectan puntos calientes que pueden generar fallos en las instalaciones eléctricas y mecánicas. Gracias a la detección de anomalías en una fase temprana, es posible detectar averías en la fase de producción y evitar problemas mayores de alto coste.
- Construcción: con las cámaras térmicas se buscan pérdidas de aislamiento térmico y otros defectos relacionados con la construcción, con el consiguiente ahorro de energía.
- Visualización de gases: para detectar fugas de gases.
- Visión nocturna en automóviles: las cámaras térmicas mejoran la visión del conductor en condiciones de iluminación adversas, especialmente en caso de niebla, lluvia intensa y en la conducción nocturna.
- Medicina: los médicos y veterinarios diagnostican enfermedades cutáneas, inflamaciones y otros problemas de salud que se manifiestan con una subida de la temperatura corporal mediante las imágenes termográficas.

2.2.3. Tendencias tecnológicas

Las cámaras térmicas son un elemento de gran importancia para el sector militar y la seguridad, pero también tienen numerosas aplicaciones en el ámbito civil, de ahí los numerosos esfuerzos que se invierten para mejorar la tecnología existente de fabricación de cámaras térmicas y desarrollar nuevas tecnologías. Podemos distinguir varias tendencias en la tecnología de fabricación de cámaras térmicas [7]:

- Cámaras térmicas no refrigeradas de bajo coste de resolución baja/media.
- Cámaras térmicas refrigeradas de alta resolución para vigilancia.
- Cámaras térmicas de banda dual.
- Sistemas multisensor.

La tecnología de cámaras térmicas sin refrigeración experimentó un crecimiento muy rápido en la última década, con unas prestaciones que han mejorado enormemente hasta el punto de que actualmente dominan el mercado de los sistemas de vigilancia de corto alcance, tanto en aplicaciones civiles como militares. El factor crítico es el precio. Hasta ahora, los esfuerzos tecnológicos se concentran en disminuir los costes de producción pero manteniendo o mejorando la calidad y fiabilidad. Las cámaras térmicas no refrigeradas de mayor resolución ofrecen una imagen de 640×480 píxeles y son demandadas

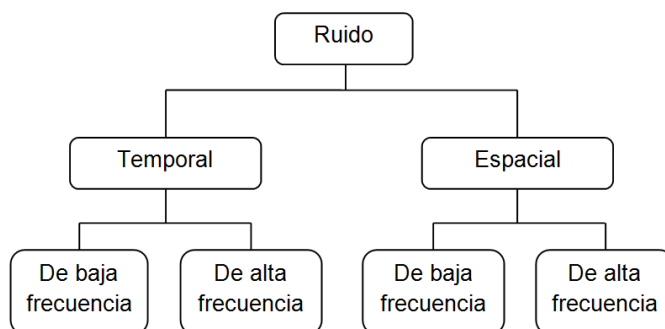


Figura 2.12 – Tipos de ruido.

casi exclusivamente en aplicaciones militares. Las cámaras térmicas sin refrigeración de resolución 320×240 píxeles se utilizan en vigilancia y aplicaciones radiométricas (industria del automóvil, medida de temperatura sin contacto, etc). La resolución de 160×120 píxeles está considerada como el estándar para aplicaciones de gran mercado, tales como los sistemas de detección de intrusos de bajo coste o la industria del automóvil.

2.3. Ruido en imágenes térmicas

Existe una inmensa literatura que aborda el análisis del ruido en circuitos. En esta sección se hace una breve descripción de los tipos de ruido que afectan a un sistema IR, con el único propósito de caracterizarlos y comprender, en capítulos posteriores, todos aquellos conceptos derivados del mismo. Las principales fuentes de ruido en la imagen de una cámara térmica basada en una FPA de detectores fotoconductores, como es el PbSe, son [7]:

- Ruido térmico o Johnson.
- Ruido flicker o ruido $1/f$.
- Ruido espacial o ruido de modelo fijo, FPN (Fixed Pattern Noise).
- No uniformidad.

El ruido es un factor que degrada significativamente la calidad de la imagen y limita la capacidad del sistema para detectar blancos de bajo contraste respecto al fondo. En esta tesis se utiliza la clasificación del ruido que aparece en la Fig. 2.12.

2.3.1. Ruido temporal

El ruido temporal genera variaciones temporales de intensidad de los píxeles de la cámara incluso cuando la radiación del blanco no cambia con el tiempo. A su vez, éste

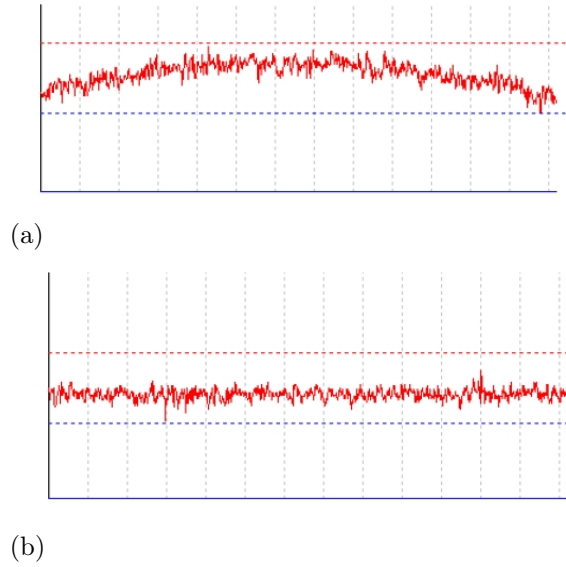


Figura 2.13 – Variación temporal de la intensidad de un píxel debido al ruido $1/f$. (a) Intensidad de un píxel afectado por el ruido $1/f$ (b) Intensidad del píxel con la deriva debida al ruido $1/f$ corregida (Fuente: [7]).

se clasifica en función del comportamiento temporal en ruido de baja frecuencia y ruido de alta frecuencia, respectivamente.

El ruido temporal de baja frecuencia provoca variaciones temporales lentas de la intensidad de los píxeles de la imagen. Esta componente de ruido crea un efecto llamado ruido $1/f$. Este ruido está asociado a la conducción de los electrones. Tiene su origen en las imperfecciones superficiales de los dispositivos durante el proceso de fabricación. Se manifiesta, sobre todo, en bajas frecuencias, y su efecto se superpone a las demás fuentes de ruido. La varianza de la corriente debida a este ruido es [14]:

$$\sigma_i^2 = I_{DC} \frac{B}{f} \quad (2.4)$$

siendo I_{DC} la componente continua de la corriente y B el ancho de banda. Como puede observarse, tiene una variación con la frecuencia f de la forma $1/f$, de ahí su nombre. Sus efectos se observan cuando se comparan imágenes separadas por un periodo de tiempo largo, de varios minutos. En la Fig. 2.13 se observa este fenómeno, donde se muestran la evolución temporal de la intensidad en un píxel afectado por el ruido $1/f$, con una variación temporal de baja frecuencia, y la correspondiente señal una vez que se ha corregido este efecto. En la Fig. 2.14 se representan 3 imágenes suficientemente separadas temporalmente como para que se aprecie el ruido $1/f$. Como puede verse, en la segunda y tercera imagen hay grupos de píxeles que son más oscuros o brillantes que los mismos en la primera imagen. Para medir el ruido $1/f$ se sigue el siguiente

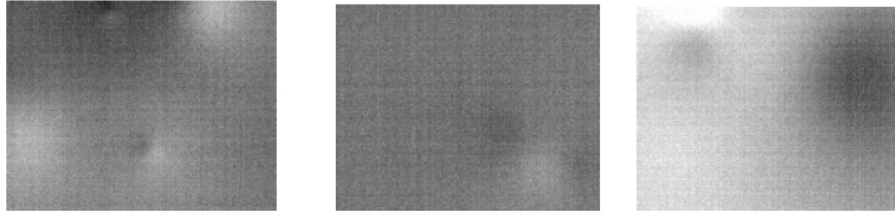


Figura 2.14 – Ruido $1/f$ en una imagen (Fuente: [7]).

procedimiento [7]:

- Se capturan varios grupos de imágenes separadas un intervalo de tiempo lo suficientemente largo, por ejemplo, 100 grupos de 20 imágenes, con una separación de 10 segundos entre los grupos.
- Para cada grupo de imágenes, se obtiene la trama promedio de todas las tramas de ese grupo.
- El ruido $1/f$ de un píxel se calcula como la desviación típica de la variación temporal de intensidad de ese píxel en los 100 grupos de imágenes promediados.
- El ruido $1/f$ de la imagen se obtiene como la media del ruido $1/f$ de los píxeles de la imagen.

El ruido temporal de alta frecuencia genera variaciones temporales rápidas en la intensidad de los píxeles. Se debe al ruido térmico o ruido Johnson provocado por la agitación térmica de los electrones con la temperatura. Afecta a cualquier elemento resistivo, como es el caso de los detectores fotoconductores, entre ellos el PbSe objeto de estudio en esta tesis. Sus efectos se manifiestan como una fuerza electromotriz cuya varianza viene dada por la fórmula de Nyquist [14]:

$$\sigma_v^2 = 4kTRB \quad (2.5)$$

donde $k = 1,38 \cdot 10^{-23} \frac{J}{K}$ es la constante de Boltzmann, T es la temperatura del detector, expresada en grados Kelvin [K], R es la resistencia del detector y B es el ancho de banda equivalente del ruido. A mayor temperatura, mayor será el ruido térmico. Puede reducirse mediante sistemas de refrigeración (tipo Peltier o sistemas más sofisticados) y control de la temperatura de la FPA y el encapsulado. Sin embargo, en sistemas de bajo coste es necesario prescindir de estos elementos. Este ruido puede caracterizarse mediante el parámetro *NETD* (Noise Equivalent Temperature Difference), que mide la diferencia de temperatura respecto al fondo que provoca una señal igual al ruido. El *NETD* de un píxel se calcula como la desviación típica de la variación temporal de la intensidad del píxel, siempre que el número de imágenes necesarias para dicho cálculo

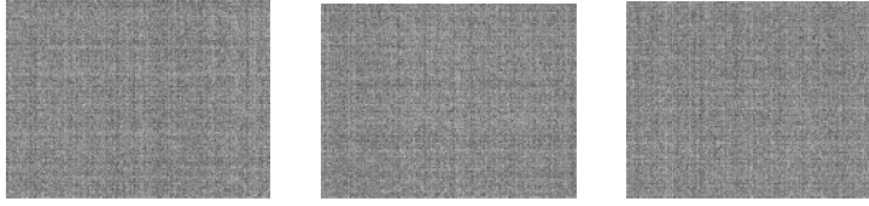


Figura 2.15 – Ruido temporal de alta frecuencia en una imagen (Fuente: [7]).

sea pequeño, de modo que las imágenes no se vean afectadas por el ruido $1/f$. Para calcular el $NETD$ de una forma precisa, se realizan medidas en un laboratorio con un cuerpo negro (un dispositivo que emite una radiación constante o uniforme) como fuente de radiación, siguiendo este procedimiento [7]:

- Se pone el cuerpo negro a una temperatura determinada, por ejemplo 25°C , que denominaremos T_{fria} .
- Se toman imágenes durante un corto periodo, unos 10 segundos.
- Se obtiene la señal media \bar{V}_{fria} promediando todas las imágenes.
- Se calcula la desviación típica media $\bar{\sigma}_{fria}$ promediando la desviación estandar de todas las imágenes.
- Se eleva la temperatura del cuerpo negro en 5°C y se vuelve a calcular la señal media promediando las imágenes, $\bar{V}_{caliente}$.

Con todos datos, se calcula el parámetro $NETD$ de la siguiente manera:

$$NETD = \bar{\sigma}_{fria} \cdot \frac{T_{caliente} - T_{fria}}{\bar{V}_{caliente} - \bar{V}_{fria}} \quad (2.6)$$

En la Fig. 2.15 se representan 3 imágenes consecutivas donde se aprecia el ruido temporal de alta frecuencia.

2.3.2. Ruido espacial

El ruido espacial genera variaciones espaciales de intensidad de los píxeles de la cámara incluso cuando la radiación del blanco incidente sobre los detectores de la FPA es uniforme (como es el caso de utilizar un cuerpo negro con una temperatura constante). Se clasifica, a su vez, en función de su comportamiento, en ruido espacial de alta y de baja frecuencia. El ruido espacial de alta frecuencia genera variaciones espaciales rápidas en la intensidad de los píxeles de una misma imagen. Este ruido crea un efecto llamado ruido de modelo fijo o FPN (Fixed Pattern Noise). Ello es debido a que cada detector

de una misma FPA tiene una respuesta distinta aún cuando todos los detectores son iluminados por la misma irradiancia. Las causas son diversas, entre las que cabe citar, como las más importantes:

- Distinta responsividad de los detectores, debido a diferentes tamaños de los detectores, distinta estructura física (resultado del proceso de fabricación de la FPA), etc.
- Imperfecciones de la óptica, que hace que la radiación incidente sobre los detectores no sea exactamente la misma.
- Amplificadores con ganancia ligeramente distintas para cada píxel.
- Ruido $1/f$ independiente para cada detector.
- La existencia de un gradiente de temperatura en la FPA que afecta de modo distinto a cada detector.

Como consecuencia de ello, habrá unos píxeles más brillantes y otros más oscuros en imágenes tomadas en las mismas condiciones de iluminación. El ruido FPN es el resultado de dos contribuciones:

- Ruido DSNU (Dark Signal Non-Uniformity): es el término de offset debido a la dispersión en la resistencia de oscuridad de los elementos de la FPA, esto es, el valor nominal de la resistencia en condiciones de no iluminación.
- Ruido PRNU (Photo Response Non-Uniformity): que describe la ganancia de cada detector, esto es, la relación entre la potencia óptica incidente sobre el detector y la señal eléctrica (tensión o corriente) obtenida.

Para obtener el ruido FPN se sigue este procedimiento [7]:

- Se captura una secuencia de imágenes corta, con un número de imágenes pequeño, por ejemplo 50, consecutivas en un intervalo de tiempo corto, para evitar la deriva debido al ruido $1/f$.
- Se promedian las imágenes, reemplazando el grupo de imágenes por una única imagen promedio y se filtra dicha imagen con un filtro paso-alto.
- El ruido FPN se calcula como la desviación típica de la variación espacial en la trama promedio.

En la práctica, una irradiancia alta o un tiempo de integración elevado enfatiza las diferencias de respuesta en cada píxel, de modo que el patrón de ruido espacial se hace visible, mayor que el ruido del fondo, y en consecuencia, degradando la calidad de la imagen. Por ello, es necesario corregir estas deficiencias mediante algoritmos de corrección, NUC (Non-Uniformity Correction). Existen dos métodos de corrección:

1. Métodos basados en referencias, también conocidos como métodos de calibración. Utilizan lecturas obtenidas a partir de fuentes de radiación uniformes, denominadas cuerpos negros. Dentro de los métodos basados en el uso de referencias, la técnica más simple es la conocida como calibración de dos puntos, TPC (Two Point Calibration). Dicha técnica utiliza la información de la lectura obtenida a partir de un cuerpo negro a dos temperaturas distintas, ambas dentro del margen de funcionamiento lineal de los detectores. Los resultados son muy precisos, pero tiene el inconveniente de que requiere cuerpos negros como equipamiento adicional, que son caros. Además, para implementar este método de calibración, es necesario detener momentáneamente la captura de las imágenes. Estas desventajas han motivado el desarrollo de los métodos NUC basados en la escena, donde la calibración se realiza sin interrumpir la escena y es más económico.
2. Métodos basados en la escena. Utilizan directamente la misma escena durante la operación normal de captura de la secuencia.

Algoritmo de calibración de dos puntos

Este método precisa la obtención de dos imágenes para dos radiaciones incidentes uniformes obtenidas con un cuerpo negro, ϕ_1 y ϕ_2 (de ahí su nombre). Se asume una respuesta lineal de cada píxel a la radiación ϕ , de la forma:

$$V_{ij}(\phi) = g_{ij} \cdot \phi + o_{ij} \quad (2.7)$$

siendo V_{ij} la tensión asociada al píxel (i, j) , g_{ij} y o_{ij} la ganancia y offset de cada píxel y ϕ la radiación incidente sobre la FPA. Así, con las dos radiancias de calibración, ϕ_1 y ϕ_2 , tenemos un sistema de dos ecuaciones con dos incógnitas:

$$\begin{aligned} V_{ij}(\phi_1) &= g_{ij} \cdot \phi_1 + o_{ij} \\ V_{ij}(\phi_2) &= g_{ij} \cdot \phi_2 + o_{ij} \end{aligned} \quad (2.8)$$

de donde se obtienen los valores de ganancia y offset de cada píxel:

$$g_{ij} = \frac{V_{ij}(\phi_2) - V_{ij}(\phi_1)}{\phi_2 - \phi_1} \quad (2.9)$$

$$o_{ij} = V_{ij}(\phi_1) - g_{ij} \cdot \phi_1 \quad (2.10)$$

La corrección de la imagen se realiza por tanto de esta manera:

$$\hat{V}_{ij}(\phi) = \frac{V_{ij}(\phi) - o_{ij}}{g_{ij}} = G_{ij} \cdot V_{ij}(\phi) + 0_{ij} \quad (2.11)$$

siendo G_{ij} y O_{ij} los parámetros de corrección de ganancia y offset respectivamente:

$$G_{ij} = \frac{1}{g_{ij}} = \frac{\phi_2 - \phi_1}{V_{ij}(\phi_2) - V_{ij}(\phi_1)} \quad (2.12)$$

$$O_{ij} = -\frac{o_{ij}}{g_{ij}} = \phi_1 - \frac{V_{ij}(\phi_1)}{g_{ij}} \quad (2.13)$$

Si calculamos el valor medio de la imagen para cada radiación incidente ϕ , esto es:

$$\bar{V}(\phi) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M V_{ij}(\phi)}{NM} \quad (2.14)$$

podemos escribir los parámetros de corrección de la siguiente manera:

$$G_{ij} = \frac{\bar{V}(\phi_2) - \bar{V}(\phi_1)}{V_{ij}(\phi_2) - V_{ij}(\phi_1)} \quad (2.15)$$

$$O_{ij} = \bar{V}(\phi_1) - G_{ij} \cdot V_{ij}(\phi_1) = \frac{\bar{V}(\phi_1) \cdot V_{ij}(\phi_2) - \bar{V}(\phi_2) \cdot V_{ij}(\phi_1)}{V_{ij}(\phi_2) - V_{ij}(\phi_1)} \quad (2.16)$$

Un problema añadido es que el ruido FPN varía con el tiempo, de modo que una corrección de la misma sólo es válida durante un determinado intervalo de tiempo.

El ruido espacial de baja frecuencia genera variaciones lentas de la intensidad de los píxeles de la cámara. Se puede considerar como una deriva y crea un efecto llamado no-uniformidad, que se aprecia cuando comparamos varias imágenes separadas temporalmente. Para obtener la no-uniformidad se puede seguir el siguiente procedimiento [7]:

- Se capturan varias imágenes consecutivas en una secuencia de vídeo corta.
- Se promedian el grupo de imágenes capturadas, obteniendo una única imagen promedio (de esta manera se reduce el ruido temporal).
- Se filtra paso-bajo la trama promediada.
- La no-uniformidad se calcula como la desviación típica de la variación espacial de la intensidad de los píxeles de la imagen promedio.

2.4. Parámetros de calidad de las cámaras térmicas

Hay parámetros de las cámaras térmicas que están relacionados con el ruido, como son [14]:

- *NETD* (Noise Equivalent Temperature Difference).
- Responsividad, \mathfrak{R} .

- *NEP* (Noise Equivalent Power).
- Detectividad, *D*.

El parámetro *NETD* se ha descrito en la sección anterior. Otro parámetro importante de los detectores es la responsividad. Dado que el propósito fundamental de un detector es convertir la radiación incidente sobre el mismo en una señal eléctrica (tensión o corriente), la responsividad describe la amplitud de la señal eléctrica en función de la potencia de la radiación incidente. Es una función de la longitud de onda (para los detectores cuánticos o fotónicos, no para los detectores térmicos, cuya responsividad es constante con la longitud de onda) y se define como:

$$\mathfrak{R} = \mathfrak{R}(\lambda) = \frac{i_{ph}}{\phi_{incidente}} = \frac{i_{ph}}{E(\lambda) \cdot A_d} \left[\frac{\text{A}}{\text{W}} \right] \quad (2.17)$$

o:

$$\mathfrak{R} = \mathfrak{R}(\lambda) = \frac{v_{ph}}{\phi_{incidente}} = \frac{v_{ph}}{E(\lambda) \cdot A_d} \left[\frac{\text{V}}{\text{W}} \right] \quad (2.18)$$

donde i_{ph} y v_{ph} son la corriente y la tensión generadas, respectivamente, por la radiación incidente, $\phi_{incidente}$ es el flujo incidente, expresado en vatios, [W], $E(\lambda)$ es la irradiancia incidente sobre el detector, expresado en $\left[\frac{\text{W}}{\text{cm}^2} \right]$ y A_d es el área del detector, expresada en cm^2 . En la Fig. 2.16 se muestra la curva de responsividad de un detector de PbSe. Tiene un valor máximo para una longitud de onda de corte, λ_c , en torno a las $4 \mu\text{m}$, que está determinada por el ancho de la banda prohibida del detector, o gap, $E_G = h \frac{c}{\lambda_c}$. Para longitudes de onda mayores, $\lambda > \lambda_c$, la responsividad disminuye, pues los fotones no tienen energía suficiente para que los electrones puedan superar el gap pasando de la banda de valencia a la banda de conducción, convirtiéndose en portadores de carga libres. Para longitudes de onda menores, $\lambda < \lambda_c$, la responsividad también disminuye. La explicación es la siguiente: cada fotón absorbido genera un electrón que pasa a la banda de conducción, incluso si tiene más energía que la mínima necesaria para superar el gap; puesto que la responsividad mide la capacidad de respuesta del detector en términos de la tasa de absorción de la radiación incidente, en lugar del número de fotones absorbidos, disminuye para longitudes de onda más cortas, donde los fotones tienen más energía que la que necesitan; la energía extra no se utiliza para excitar más electrones, sino más bien para generar lo que se denominan fonones [25]. La responsividad es usualmente medida por el fabricante del detector. Sin embargo, una alta responsividad no significa que el detector sea capaz de detectar señales ópticas de baja intensidad. Para ello se requiere una determinada relación señal a ruido, SNR, (Signal to Noise Ratio). Dado pues que una responsividad alta puede no corresponderse con una alta SNR, se define el término sensibilidad para describir la capacidad que el detector tiene para discernir los blancos frente al ruido. La SNR a la salida del detector es:

$$\frac{S}{N} = \frac{\Phi}{i_n} \cdot \mathfrak{R}(\lambda) \quad (2.19)$$

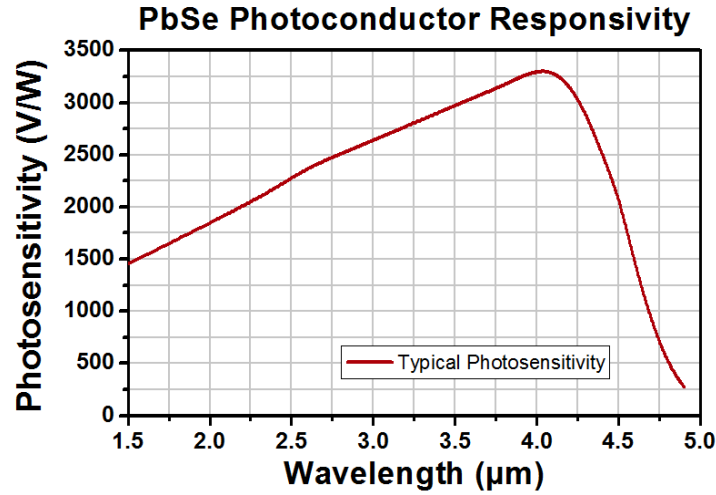


Figura 2.16 – Responsividad de un detector de PbSe (Fuente: Thorlabs).

donde \mathfrak{R} es la responsividad del detector, Φ es la potencia óptica incidente sobre el detector, e i_n es la desviación típica de la corriente de ruido. Si imponemos la condición $\text{SNR}=1$ para determinar la potencia óptica incidente equivalente al ruido, se define el parámetro NEP , (Noise Equivalent Power), que se calcula mediante la siguiente expresión matemática:

$$NEP(\lambda) = \Phi_{(S/N)=1} = \frac{i_n}{\mathfrak{R}} \text{ [W]} \quad (2.20)$$

Un parámetro o figura de mérito de los detectores relacionado con el NEP es la detectividad, D , definida como el inverso de NEP :

$$D(\lambda) = \frac{1}{NEP} \left[\frac{1}{\text{W}} \right] \quad (2.21)$$

Generalmente se utiliza la detectividad normalizada, D^* definida como:

$$D^*(\lambda, f) = \frac{\sqrt{A_d \Delta f}}{NEP} \left[\frac{\text{cm} \sqrt{\text{Hz}}}{\text{W}} \right] \quad (2.22)$$

siendo Δf el ancho de banda equivalente del ruido del sensor. En la Fig. 2.17 se muestra la detectividad normalizada típica de algunos detectores.

2.5. Fuentes de radiación

En la Tabla 2.4 se indican las unidades radiométricas más importantes y de uso más común en la literatura que trata de cámaras térmicas [14]. En los sistemas IR, las características de absorción y emisión de los blancos y el fondo son generalmente más

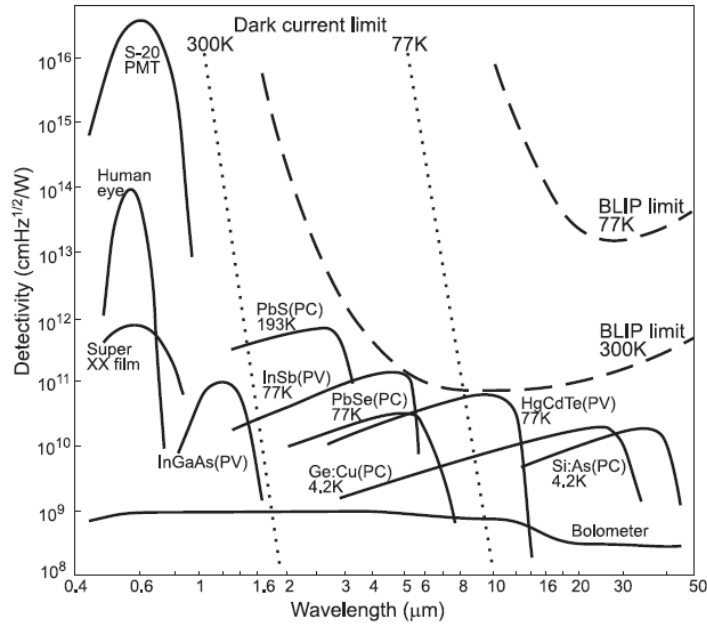


Figura 2.17 – Detectividad normalizada típica de algunos detectores(Fuente: [73]).

Tabla 2.4 – Unidades radiométricas.

Símbolo	Cantidad	Definición	Unidades
Q	Energía	Fundamental	J (Julios)
Φ	Flujo (Potencia)	$\frac{\partial Q}{\partial t}$	$\frac{J}{s} = W$ (Watios)
I	Intensidad	$\frac{\partial^2 Q}{\partial t \partial \Omega} = \frac{\partial \Phi}{\partial \Omega}$	$\frac{W}{sr}$
M	Exitancia o emitancia	$\frac{\partial^2 Q}{\partial t \partial A} = \frac{\partial \Phi}{\partial A}$	$\frac{W}{cm^2}$
E	Irradiancia	$\frac{\partial^2 Q}{\partial t \partial A} = \frac{\partial \Phi}{\partial A}$	$\frac{W}{cm^2}$
L	Radiancia	$\frac{\partial^3 Q}{\partial t \partial \Omega \partial A} = \frac{\partial^2 \Phi}{\partial A \partial \Omega} = \frac{\partial I}{\partial A}$	$\frac{W}{cm^2 \cdot sr}$

significativas que las de reflexión y transmisión de los mismos. Esto es especialmente cierto durante la noche, el modo usual de operación de los sistemas IR, donde la reflexión solar no está presente. En todo caso, la mayoría de los objetos hechos por el hombre y muchos objetos de la naturaleza tienen una baja reflectancia en las bandas IR y una alta emisividad y absorción. Estos objetos tienden a absorber la energía solar con la consiguiente emisión bajo condiciones de equilibrio térmico.

La radiación del cuerpo negro es la radiación de los objetos que están a temperaturas superiores al cero absoluto (0 K). La temperatura finita de los cuerpos y el calor asociado proporciona la energía necesaria para emitir ondas electromagnéticas o fotones. La emisión de radiación se rige por estos dos postulados [14]:

- A mayor temperatura mayor es la energía radiada.

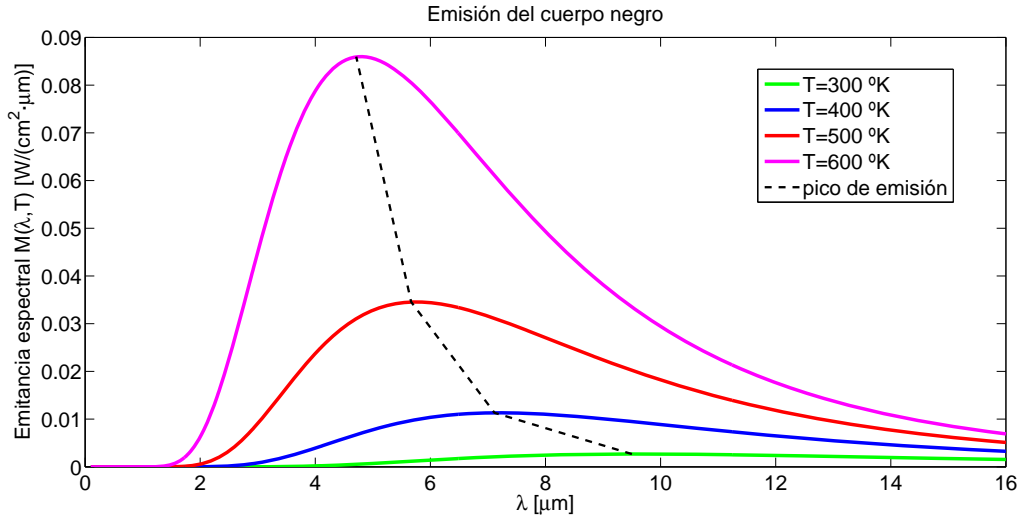


Figura 2.18 – Emisión del cuerpo negro (Fuente: elaboración propia).

- El incremento de temperatura desplaza la distribución espectral de la radiación a longitudes de onda menores.

Estos conceptos se mantienen independientemente de las características de emisividad de los cuerpos. La distribución espectral y la magnitud de la radiación de un objeto son funciones de la temperatura del mismo y de su emisividad. La emisividad, $\epsilon(\lambda)$, describe las características de emisión de un objeto; si $\epsilon(\lambda) = 1$ indica que es un radiador perfecto, y se denomina entonces cuerpo negro. En general, $\epsilon(\lambda) < 1$. La radiación del cuerpo negro es descrita mediante la ley de Planck. La emitancia espectral de un objeto es [14]:

$$M(\lambda, T) = \epsilon(\lambda) \frac{c_1}{\lambda^5} \frac{1}{e^{\frac{c_2}{\lambda T}} - 1} \left[\frac{\text{W}}{\text{cm}^2 \cdot \mu\text{m}} \right] \quad (2.23)$$

donde λ es la longitud de onda, en μm , T es la temperatura absoluta en [K], $c_1 = 3,7418 \cdot 10^4 [\text{W} \cdot \mu\text{m}^4/\text{cm}^2]$ y $c_2 = 1,4388 \cdot 10^4 [\mu\text{m} \cdot \text{K}]$. En la Fig. 2.18 se presenta la emisión del cuerpo negro para varias temperaturas. Como puede verse, hay un aumento de la emitancia con la temperatura y el correspondiente desplazamiento en el pico de emisión hacia longitudes de onda menores. La longitud de onda donde se produce el pico de emisión, para una temperatura determinada, está dada por la Ley de Wien, que se formula como sigue:

$$\lambda_{max} = \frac{2897,8}{T} \quad [\mu\text{m}] \quad (2.24)$$

donde la temperatura viene dada en [K]. Alrededor del 70 % de la energía emitida por un cuerpo está concentrada en el intervalo $[\frac{1}{2}\lambda_{max}, 2\lambda_{max}]$. La emitancia total dentro de

una banda espectral $[\lambda_1, \lambda_2]$ se obtiene integrando la emitancia espectral en esa banda:

$$M(T) = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} \epsilon(\lambda) \frac{c_1}{\lambda^5} \frac{1}{e^{\frac{c_2}{\lambda T}} - 1} \quad [\text{W/cm}^2] \quad (2.25)$$

Los objetos con emisividad constante para todas las longitudes de onda se llaman cuerpos grises. Los cuerpos negros y cuerpos grises cumplen una propiedad llamada Ley de Stephan–Boltzmann, que proporciona la emitancia total en todo el espectro, eq. (2.26):

$$M(T) = \epsilon \sigma T^4 \quad [\text{W/cm}^2] \quad (2.26)$$

siendo $\sigma = 5,67 \cdot 10^{-12} \text{ W / (cm}^2 \cdot \text{K}^4)$ la constante de Stephan–Boltzmann.

En este punto conviene destacar uno de los retos más importantes que condiciona la detección infrarroja. Se trata de la detección de fotones de baja energía. La energía de un fotón de una radiación monocromática de longitud de onda λ está dada por $E = h \cdot \nu$, siendo $h = 6,626 \cdot 10^{-34} [J \cdot s]$ la constante de Planck y $\nu = \frac{c}{\lambda}$ la frecuencia de la radiación incidente, donde c es la velocidad de propagación de la radiación, que en el vacío coincide con la velocidad de la luz, $3 \cdot 10^8 [\frac{m}{s}]$. Puesto que $E = h \cdot \frac{c}{\lambda}$, la energía del fotón es inversamente proporcional a la longitud de onda de la radiación. Así, la radiación infrarroja, ($3 \leq \lambda \leq 5 \mu\text{m}$, $8 \leq \lambda \leq 12 \mu\text{m}$), será más difícil de detectar que la radiación visible, con longitudes de onda más pequeñas, ($0,4 \leq \lambda \leq 0,7 \mu\text{m}$), y por lo tanto fotones más energéticos. Como consecuencia de ello, los detectores empleados en las bandas MWIR y LWIR, especialmente los detectores cuánticos o fotónicos, deben estar fabricados con compuestos especiales.

El funcionamiento de estos detectores se basa en la modificación de las características eléctricas del material debido al aumento de portadores de carga. Esta variación de la densidad de carga es debida a la absorción de los fotones de la radiación incidente, provocando el salto de los portadores de carga desde la banda de valencia (BV) a la banda de conducción (BC). Este salto será posible si la energía de los fotones absorbidos supera el valor de la anchura de la banda prohibida o gap, E_G . Para ello, la longitud de onda de la radiación debe ser menor o igual que la longitud de onda de corte, λ_c , dada por la relación $\lambda_c = \frac{1,241}{E_G} [\mu\text{m}]$, con E_G expresada en eV (electrón-voltios).

Los semiconductores clásicos sólo son sensibles a radiaciones con longitudes de onda cortas. Así, para el silicio (Si) donde $E_G = 1,12 \text{ eV}$ a 300 K, se tiene que $\lambda_c = 1,11 \mu\text{m}$ y para el germanio (Ge), $E_G = 0,70 \text{ eV}$ y $\lambda_c = 1,8 \mu\text{m}$. Para extender la región espectral de funcionamiento de los detectores a las bandas MWIR y LWIR, con mayores longitudes de onda, es necesario fabricar nuevos materiales con bandas prohibidas más pequeñas, mediante compuestos como el antimonio de indio (InSb), el seleniuro de plomo (PbSe) y el telurio-cadmio-mercurio (CdHgTe) para la banda MWIR. La fabricación de estos materiales tiene gran complejidad, pues el grado de pureza de los materiales, la uniformidad de la mezcla y la formación de los cristales deben ser controlados de forma muy

precisa, lo que implica la necesidad de un elevado nivel tecnológico y consecuentemente un precio elevado.

Por otra parte, cuando E_G se reduce, los electrones pueden saltar más fácilmente a la banda de conducción por agitación térmica. Ello implica un aumento del ruido, pues los portadores de carga generados térmicamente se solapan con los generados por la absorción de la radiación del blanco. Los detectores con un gap grande, como el silicio o el sulfuro de plomo (PbS), pueden operar a temperatura ambiente sin necesidad de refrigeración, a menos que se pretendan detectar niveles de radiación muy bajos. Sin embargo, en el caso de detectores con una banda prohibida pequeña, como los utilizados en las bandas MWIR y LWIR, la detección suele mejorarse mediante la utilización de sistemas de refrigeración que disminuyen el ruido del sistema. La refrigeración termoeléctrica suele utilizarse para refrigerar detectores MWIR a -40°C . También es usual, en algunos detectores en las bandas MWIR y LWIR, como el HgCdTe, emplear sistemas de refrigeración criogénica, obteniendo temperaturas cercanas a las del nitrógeno líquido, unos 78K.

De todo esto se deduce que los detectores MWIR requieren sistemas de refrigeración para obtener buenas prestaciones en la detección de niveles bajos de radiación. Sin embargo, en sistemas de bajo coste, es fundamental prescindir de estos elementos, por razones evidentes de peso, volumen, consumo y precio. Por lo tanto, en sistemas MWIR de bajo coste, sin refrigeración, uno de los principales inconvenientes será el ruido, que hay que eliminar o cancelar mediante técnicas de procesamiento de señal. En el capítulo 3 se hace una revisión de las técnicas de eliminación de ruido.

2.6. Influencia de la atmósfera

El estado de la atmósfera influye notablemente en la capacidad de los sistemas IR para detectar la radiación emitida por los objetos de la escena observada, sobre todo si son objetos distantes [14]. Esto es debido a dos fenómenos: la absorción y la dispersión o scattering. La absorción ocurre cuando ciertos tipos de partículas interactúan con la radiación emitida por los objetos. Entre los elementos que absorben radiación en la atmósfera, se pueden citar el vapor de agua, el dióxido de carbono, el óxido de nitrógeno y el monóxido de carbono. El scattering es el cambio en la dirección de la radiación de los objetos debido a las partículas de la atmósfera, como el humo, polvo, aerosoles, etc.

Tanto la absorción como el scattering son funciones de la longitud de onda y son factores importantes a tener en cuenta para detectores que operan en el espectro infrarrojo. Además de la longitud de onda, dependen también de otras variables, como la temperatura, humedad, presión y turbulencias (inhomogeneidades de la temperatura de la atmósfera). Todos estos factores pueden reducir la radiación que llega al detector y producir una imagen borrosa. La Fig. 2.19 representa la transmisión (transmisión=1-absorción) de la atmósfera en función de la longitud de onda [37, 74]. Bandas específicas

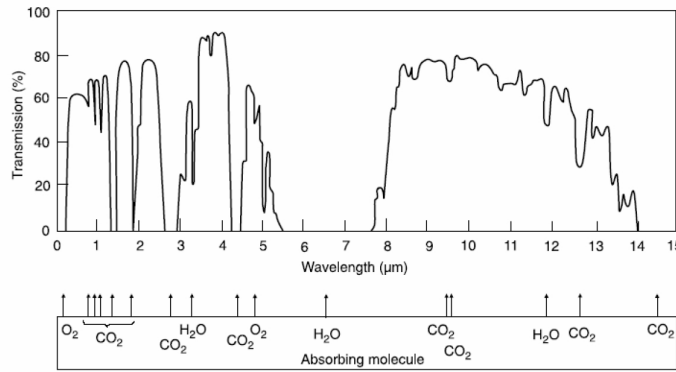


Figura 2.19 – Transmisión atmosférica para las bandas (Fuente: [37]).

de absorción de dióxido de carbono del agua y las moléculas de oxígeno restringen la transmisión atmosférica a 3 ventanas:

- La ventana 1 o banda SWIR, $1 \leq \lambda \leq 3 \mu\text{m}$. En esta región espectral se produce la radiación de fuentes muy calientes y la reflexiones solares.
- La ventana 2 o banda MWIR, $3 \leq \lambda \leq 5 \mu\text{m}$. Los cuerpos calientes y la combustión de gases se produce en esta banda.
- Y la ventana 3 o banda LWIR, $8 \leq \lambda \leq 12 \mu\text{m}$. Esta es la banda de emisión de los cuerpos a temperaturas cercanas a la temperatura ambiente.

La dispersión depende de la relación entre el tamaño de las partículas y la longitud de onda de la radiación. Para las partículas más grandes, la dispersión es independiente de la longitud de onda. La dispersión por moléculas de gas es insignificante para longitudes de onda mayores a $2 \mu\text{m}$. Las partículas de humo son generalmente despreciables con respecto a longitudes de onda IR y la radiación IR, por lo tanto, puede penetrar a través del humo sin ser atenuada. Sin embargo, la lluvia, la niebla y las partículas de aerosoles son de mayor tamaño y producen dispersión de la radiación IR.

Debido a todos estos factores, un cálculo preciso de la transmisión (absorción) atmosférica requiere de un modelo detallado y complejo. Hay tres modelos ampliamente utilizados para el cálculo de la transmisión atmosférica en función de la longitud de onda, LOWTRAN, FASCODE y MODTRAN [27], para distintas condiciones atmosféricas, distintas localizaciones geográficas y otros parámetros.

2.7. Detectores de radiación IR

El detector es un transductor que convierte la radiación incidente en una señal eléctrica proporcional a la potencia óptica. De él dependen parámetros como la banda espectral

de trabajo y la sensibilidad. La respuesta espectral está determinada por las características del material y la temperatura. Los detectores están distribuidos sobre el plano imagen de la óptica convirtiendo la radiación incidente en una distribución espacial o imagen 2-D. Hay dos tipos de detectores [14]:

- Detectores fotónicos o cuánticos.

Absorben los fotones incidentes cuya energía produce una transición de los electrones de la banda de valencia a la banda de conducción. Para que ello sea posible, la energía de los fotones debe superar el gap del material, E_G . El incremento en el número de portadores de carga se traduce en un cambio en las propiedades eléctricas del material. Los detectores fotónicos se clasifican en tres categorías:

- Detectores fotoconductores.

Están contruidos con un material semiconductor y su funcionamiento se basa en el incremento de su conductividad debido a la absorción de la potencia óptica incidente, convirtiendo los fotones en portadores de carga libre. Mediante un circuito de polarización adecuado, una corriente eléctrica fluye a través del detector. En ausencia de radiación incidente, circula una corriente continua llamada corriente de oscuridad, debida a la resistencia intrínseca del material. Cuando una radiación incide sobre el detector, se produce una disminución de la resistencia del detector y consecuentemente un aumento de la corriente. La cámara desarrollada en esta tesis está basada en una FPA de detectores fotoconductores de PbSe.

- Detectores fotovoltaicos.

Absorben fotones en una unión P-N. Se generan pares de electrón-hueco que alteran la tensión de la unión. Los detectores fotovoltaicos no requieren una tensión de polarización externa, pues se detecta el cambio producido en la tensión inherente de la unión P-N.

- Detectores fotoemisivos.

Su funcionamiento es diferente a los detectores fotoconductores y fotovoltaicos. Colocados en un tubo de vacío con una alta tensión, un fotocátodo de material conductor con alta absorción óptica absorbe los fotones de la radiación cuya energía es suficiente para dejar electrones libres en la cámara de vacío. El alto potencial del tubo acelera los electrones hacia el ánodo donde se mide la correspondiente corriente producida. Un caso especial de detector fotoemisor es el tubo fotomultiplicador, PMT (Photo Multiplier Tube). El PMT se utiliza cuando se necesitan grandes ganancias para detectar niveles muy bajos de radiación. Entre el fotocátodo y el ánodo se dispone de varios multiplicadores de electrones (dínodos). Los electrones que salen del fotocátodo inciden sobre el primer dínodo con energía suficiente para liberar un

número de electrones mayor al incidente que son acelerados hasta el siguiente dínodo. El proceso continúa hasta que finalmente un elevado número de electrones alcanzan el ánodo.

■ Detectores térmicos.

Absorben energía en un gran ancho de banda, para un margen amplio de longitudes de onda incidentes. A diferencia de los detectores fotónicos, los detectores térmicos tienen una responsividad que no depende de la longitud de onda, de manera que no ofrecen selectividad espectral. La energía absorbida por el detector produce un incremento en la temperatura del material. Este incremento en la temperatura modifica alguna propiedad eléctrica del material, resistencia, tensión o capacidad. Los detectores térmicos se agrupan de acuerdo al tipo de propiedad eléctrica que cambia con la radiación incidente. Se caracterizan por una baja velocidad de respuesta. En los últimos años se ha reducido notablemente el tiempo de respuesta de los detectores térmicos. No obstante, para aplicaciones que exijan respuestas muy rápidas como la detección de eventos bruscos de corta duración, se utilizan los detectores fotónicos, inherentemente más rápidos. En cuanto a la sensibilidad de los detectores térmicos, aunque también ha mejorado mucho en los últimos años, todavía tienen unas prestaciones inferiores a los detectores fotónicos. Hay dos tipos de detectores térmicos:

- Bolómetros.

Basan su funcionamiento en el cambio en su resistencia con la radiación incidente. Los materiales empleados para estos detectores son el silicio amorfo y el óxido de vanadio.

- Detectores piroeléctricos.

Experimentan un cambio en la carga superficial cuando su temperatura cambia con la absorción de la radiación incidente. Este efecto, llamado efecto piroeléctrico, produce una corriente proporcional al cambio en la temperatura. Si la radiación incidente es constante o uniforme, no se produce ninguna corriente. Se necesita por lo tanto un modulador mecánico (chopper) para producir la variación temporal de la radiación sobre el detector. Se construyen con cristales ferroeléctricos y los materiales más comunes son el PZT (doped lead zirconate titanate) y el BST (barium strontium titanate).

2.7.1. Detectores fotoconductores

Sea un fotón con una energía $E = h \cdot \nu$, donde ν es la frecuencia de la radiación y h es la constante de Planck. Si esta energía es mayor o igual que la anchura de la banda prohibida o gap E_G , el fotón es absorbido por el material y un electrón pasará de la banda de valencia (BV) a la banda de conducción (BC), convirtiéndose en un

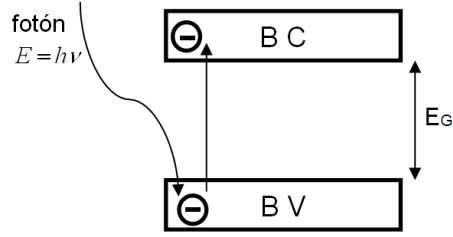


Figura 2.20 – Absorción de un fotón en un fotoconductor.

portador de carga libre que aumenta la conductividad del material, como se representa en la Fig. 2.20.

Los electrones de la banda de conducción contribuyen a la corriente i que circula por el fotoconductor cuando se aplica un campo eléctrico mediante una diferencia de potencial V . Sea un material fotoconductor como el representado en la Fig. 2.21. La

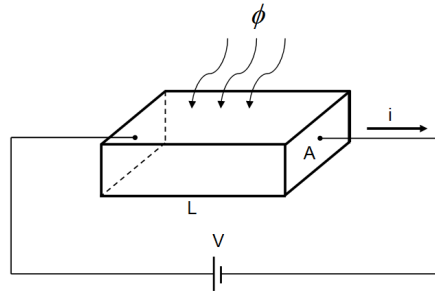


Figura 2.21 – Detector fotoconductor.

corriente que circula por el fotoconductor es:

$$i = \frac{V}{R} = V \cdot \left(\sigma \frac{A}{L} \right) \quad (2.27)$$

donde A es el área del detector que atraviesa la corriente, L es la longitud del detector, σ es la conductividad, R es la resistencia y V es la tensión aplicada. La variación en la conductividad debido a la absorción de la radiación incidente sobre el detector es [4]:

$$\Delta \sigma = q\mu \Delta n \quad (2.28)$$

donde $\Delta n \left[\frac{1}{m^3} \right]$ es el aumento en la concentración de portadores de carga en exceso fotoexcitados por la radiación incidente, por unidad de volumen, q es la carga del electrón

y μ es la movilidad del mismo. La fotocorriente debida a estos portadores fotoexcitados es:

$$i_{ph} = V \frac{A}{L} \Delta \sigma = V \frac{A}{L} q \mu \Delta n \quad (2.29)$$

Se establecen las siguientes relaciones:

$$\frac{V}{L} = E \quad (2.30)$$

$$v = \mu E \quad (2.31)$$

$$i_{ph} = A q v \Delta n \quad (2.32)$$

$$\Delta n = \frac{\eta N_s \tau}{A \cdot L} \quad (2.33)$$

siendo E el campo eléctrico en el material, $N_s = \frac{\phi}{h\nu} \left[\frac{1}{s} \right]$ el flujo de fotones incidentes por segundo, η es la eficiencia del detector, v es la velocidad de los portadores y τ es el tiempo de vida medio de los portadores fotogenerados antes de recombinarse. La corriente fotogenerada puede escribirse como:

$$i_{ph} = \eta q N_s \tau \frac{v}{L} \quad (2.34)$$

El tiempo de tránsito τ_t de los portadores a través del material es:

$$\tau_t = \frac{L}{v} \quad (2.35)$$

de modo que:

$$i_{ph} = \eta q N_s \frac{\tau}{\tau_t} \quad (2.36)$$

A la relación $\frac{\tau}{\tau_t}$ se la denomina G , ganancia fotoconductor del detector. G toma valores típicos en el rango $1 < G < 10^5$, dependiendo del material. La corriente generada por la radiación incidente queda expresada como sigue:

$$i_{ph} = \eta q N_s G = \eta q \frac{\phi}{h\nu} G \quad (2.37)$$

La responsividad del detector es:

$$\Re = \frac{i_{ph}}{\phi} = \frac{\eta q}{h\nu} G \left[\frac{A}{W} \right] \quad (2.38)$$

2.7.2. Esquemas electrónicos de detección básicos

En la Fig. 2.22 se muestra un esquema electrónico básico para la detección de la señal de un detector fotoconductor. El detector se representa como una resistencia variable con la radiación incidente. La detección y amplificación de la señal se basa en un amplificador

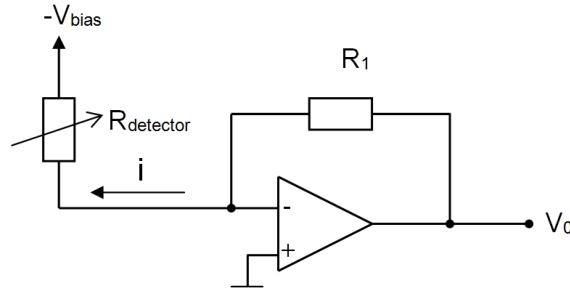


Figura 2.22 – Esquema electrónico básico.

operacional con realimentación, que funciona como un amplificador de transimpedancia, con una tensión a su salida proporcional a la corriente que circula por el detector y por la rama de realimentación. La resistencia del detector, $R_{detector}$, se puede escribir como:

$$R_{detector} = R_{dark} - \Delta R \quad (2.39)$$

siendo R_{dark} la resistencia del detector en ausencia de radiación incidente, denominada resistencia nominal o resistencia de oscuridad, y ΔR el cambio en la resistencia del detector debido a la radiación incidente sobre el mismo. La tensión a la salida del amplificador es:

$$V_o = i \cdot R_1 = \frac{V_{bias}}{R_{detector}} \cdot R_1 \quad (2.40)$$

donde V_{bias} es la tensión de polarización del detector, i es la corriente que circula por el mismo, y R_1 es la resistencia de realimentación del amplificador operacional. La corriente i es la suma de 2 contribuciones, una componente continua debida a la resistencia del detector en ausencia de radiación incidente, I_{DC} , y una componente de alterna debida a la señal IR, $i_{AC} = i_{ph}$:

$$i = I_{DC} + i_{AC} \quad (2.41)$$

El cambio en la resistencia es muy pequeño en comparación con la resistencia nominal del detector, típicamente del orden del 1 %, esto es, $\Delta R \ll R_{dark}$, de modo que $i_{AC} \ll i_{DC}$. Esto implica la necesidad de utilizar factores de amplificación G_{amp} grandes, si se pretende obtener un buen nivel de señal a la salida del amplificador, puesto que la tensión de salida debida a la radiación incidente es $V_{oAC} = i_{AC} \cdot G_{amp}$. Sin embargo, ello provocaría la saturación del amplificador, esto es, se alcanzaría el valor máximo de tensión a su salida, debido a la elevada componente continua de la corriente. De ahí que habrá que reducir el valor de la componente continua de la corriente que circula por el amplificador.

La disminución en la resistencia debido a la radiación puede simularse como una resistencia en paralelo con R_{dark} , de modo que la corriente que circula por esa nueva

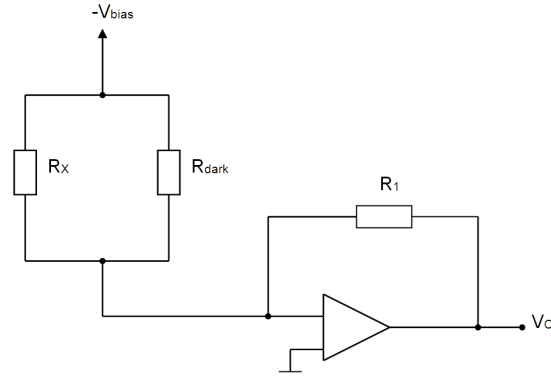


Figura 2.23 – Esquema electrónico de detección básico. Efecto de la radiación sobre la resistencia del detector.

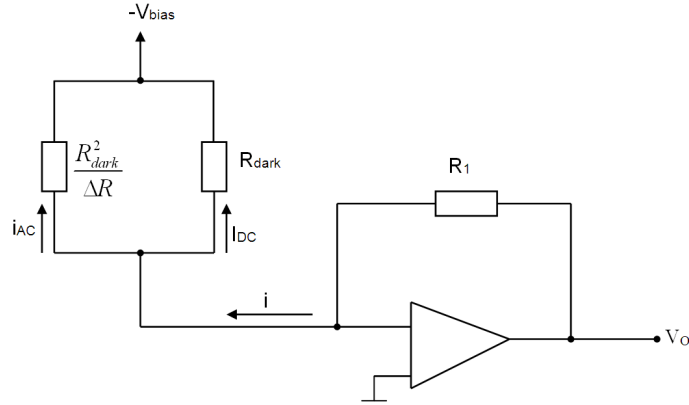


Figura 2.24 – Esquema electrónico de detección básico. Representación de la corriente de oscuridad y la fotocorriente generada por la radiación.

resistencia adicional es la corriente de señal, tal como se representa en la Fig. 2.23.

$$R_{dark} // R_x = \frac{R_{dark} \cdot R_x}{R_{dark} + R_x} = R_{dark} - \Delta R \quad (2.42)$$

$$R_{dark} \cdot R_x = R_{dark}^2 + R_{dark} \cdot R_x - \Delta R \cdot R_{dark} - R_x \cdot \Delta R \quad (2.43)$$

$$R_x = \frac{R_{dark}^2 - \Delta R \cdot R_{dark}}{\Delta R} = R_{dark} \cdot \frac{R_{dark} - \Delta R}{\Delta R} \approx \frac{R_{dark}^2}{\Delta R} \quad (2.44)$$

El esquema final queda pues como se presenta en la Fig. 2.24. Las componente continua de la tensión de salida es:

$$V_{oDC} = I_{DC} \cdot R_1 = I_{dark} \cdot R_1 = \frac{V_{bias}}{R_{dark}} \cdot R_1 \quad (2.45)$$

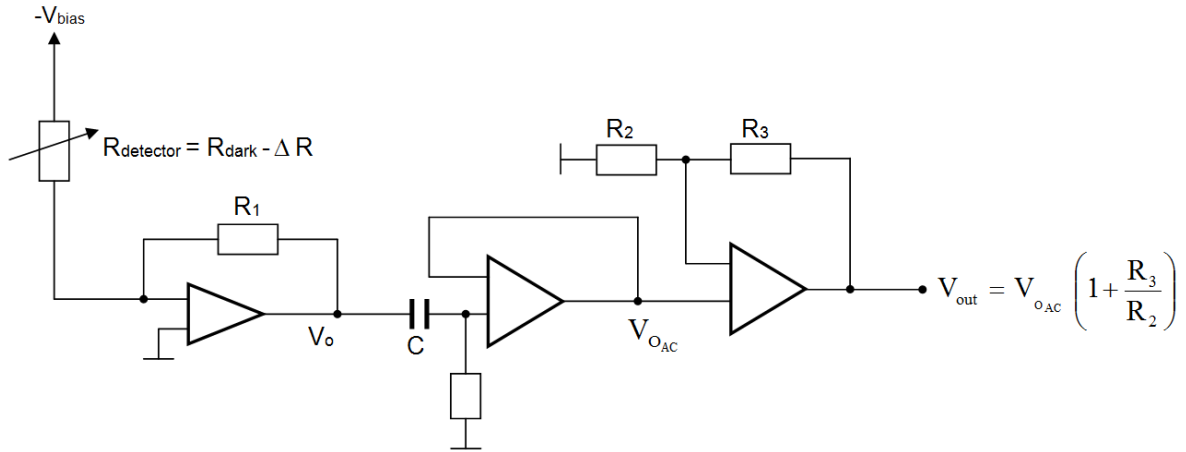


Figura 2.25 – Extracción de la señal mediante electrónica acoplada en alterna.

A su vez, la componente alterna o señal debida a la radiación incidente es:

$$V_{oAC} = i_{AC} \cdot R_1 = \frac{V_{bias}}{R_{dark}^2} \cdot \Delta R \cdot R_1 \quad (2.46)$$

La señal V_{oAC} en la ec. (2.46) es proporcional a la variación de la resistencia del detector, $\frac{\Delta R}{R_{dark}}$, esto es, proporcional a la variación de la conductividad del material como consecuencia del flujo incidente, puesto que:

$$R = \frac{1}{\sigma} \cdot \frac{L}{A} \Rightarrow \Delta R = -\frac{L}{A} \cdot \frac{\Delta \sigma}{\sigma^2} = -R \frac{\Delta \sigma}{\sigma} \Rightarrow \frac{\Delta R}{R} = -\frac{\Delta \sigma}{\sigma} \quad (2.47)$$

El signo negativo indica disminución de la resistencia. Para extraer la señal hay que separar la componente alterna de la componente continua mediante una segunda etapa acoplada en alterna (AC) a través de un condensador C y una posterior amplificación mediante un esquema no inversor, como aparece representado en la Fig. 2.25. Pero una electrónica acoplada en alterna (AC) implica la necesidad de modular la radiación incidente, lo que comúnmente se lleva a cabo mediante un modulador mecánico (chopper), que consiste en un disco con ranuras que gira a una velocidad determinada, colocado delante de la óptica del sistema. De esta manera se separa espectralmente la señal y la corriente de oscuridad. Un amplificador lock-in detecta y amplifica la señal, al mismo tiempo que reduce drásticamente el ruido. Pero en una cámara de bajo coste hay que evitar los elementos mecánicos como el chopper, por razones obvias de peso, volumen y consumo. Por ello, se diseña un esquema electrónico acoplado en continua (DC), donde la eliminación o reducción de la corriente continua de oscuridad será una tarea crucial en el diseño del preamplificador. Los detalles de este procedimiento se describen en un capítulo posterior, en la Subsección 4.2.1.

En las cámaras de bajo coste también es necesario prescindir de los sistemas de refrigeración y de control de la temperatura, por las mismas razones expuestas anteriormente de volumen y consumo. La supresión de estos elementos conlleva los siguientes inconvenientes:

- Un alto ruido térmico, en detectores con una banda prohibida estrecha, como los empleados en la banda MWIR.
- La resistencia de oscuridad R_{dark} tiene una gran dependencia de la temperatura del detector y el encapsulado de la FPA, de modo que un pequeño incremento o variación temporal de la temperatura del detector provoca una variación en la corriente de oscuridad del mismo. Esta variación se superpone a la señal fotogenerada por la radiación del blanco. Para evitar este problema, la temperatura del detector debería estar controlada en el orden de $0,01^{\circ}\text{C}$ o incluso más. Como consecuencia, existe una señal de baja frecuencia resultado de las variaciones de temperatura de los detectores, es lo que se denomina en esta tesis la deriva térmica, que se superpone a las variaciones temporales propias del fondo de la escena. Estas derivas afectan al sistema por la restricción impuesta de utilizar una electrónica acoplada en continua.

Como consecuencia, las técnicas de procesado de señal para la detección de los blancos IR están condicionadas por estos dos factores:

- El ruido, que limita la sensibilidad del método de detección, más aún si cabe en el caso de blancos IR de bajo contraste respecto al fondo.
- La deriva con un gran margen dinámico, con dos componentes, la debida a la variabilidad del fondo de la escena, y la deriva térmica adicional de los sistemas sin refrigeración (uncooled).

Capítulo 3

Detección y seguimiento en señales IR

En este capítulo se hace una revisión de las técnicas de procesamiento de señal utilizadas para la detección de cambios en una secuencia de vídeo. El objetivo es ubicar el problema de investigación planteado, así como presentar las distintas alternativas existentes para obtener una solución. En este sentido, se sientan las bases de diversas técnicas que se utilizan en el Capítulo 5 para afrontar el planteamiento de una técnica de detección de blancos con una cámara IR de bajo coste. Además de repasar los distintos métodos de sustracción de fondo, se describen los fundamentos del filtro de Kalman y de la media móvil como ejemplos clásicos de métodos adaptativos para la estimación dinámica del fondo. Se introducen las técnicas de eliminación de ruido basadas en la descomposición multiescala de la señal, como son la transformada wavelet discreta (DWT) y la descomposición en modos empírica (EMD). El capítulo finaliza con una descripción de los criterios utilizados en la evaluación de las prestaciones de las distintas estrategias de detección planteadas.

3.1. Técnicas de detección de cambios en una secuencia de vídeo

La detección de cambios en una secuencia de imágenes tiene numerosas aplicaciones en diversas disciplinas, como la videovigilancia, remote-sensing, detección precoz de incendios, diagnosis y tratamiento en medicina, sistemas de ayuda a la conducción (detección de peatones, señales de tráfico, etc), control de procesos industriales y otras muchas, tanto en el ámbito civil como en el militar. En todas ellas, el objetivo final es el mismo: dada una secuencia de imágenes tomadas en diferentes instantes de tiempo, identificar los píxeles que son significativamente diferentes respecto a las imágenes previas o una imagen de referencia. Estos píxeles componen la máscara de movimiento, que resulta de la combinación de diversos factores, como la aparición o desaparición de objetos en la escena, movimiento relativo de objetos respecto al fondo de la escena o el cambio en la forma de los objetos.

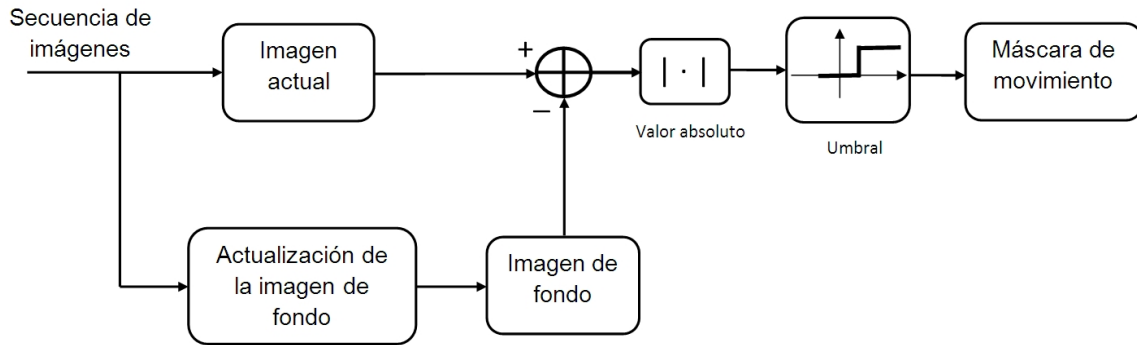


Figura 3.1 – Diagrama de bloques de los algoritmos de sustracción de fondo.

A lo largo del tiempo se han propuesto diferentes métodos de detección de cambios o movimiento en una secuencia de imágenes [9, 10, 51]. En este apartado se hace una revisión de las técnicas más comúnmente utilizadas en escenas capturadas por cámaras estáticas:

- La sustracción de fondo (“Background Subtraction”, BS). En los algoritmos de sustracción de fondo para detectar objetos móviles en una escena, la tarea fundamental es el modelado de la imagen de fondo. Varias aproximaciones al modelado, mantenimiento y sustracción del fondo han sido aplicadas para la detección de cambios en sistemas de videovigilancia [5, 33, 46, 47, 51], aunque todavía es un área de investigación abierta e interesante. Esto es debido a la dificultad para formular el problema de forma precisa, dado que hay gran cantidad de factores que provocan variaciones temporales de la intensidad de los píxeles, como son el ruido y los cambios temporales del fondo. En la Fig. 3.1 se muestra el diagrama general de bloques de los algoritmos de detección de movimiento basados en la sustracción del fondo. Cada imagen de una secuencia de vídeo se compara con la imagen de referencia o fondo y la imagen diferencia resultante se compara con un umbral determinado de detección para obtener la máscara de movimiento, que es el conjunto de píxeles cuya intensidad ha experimentado un cambio de nivel respecto al valor del fondo superior al umbral.
- Modelado estadístico del fondo. Se basa en estimaciones de la función densidad de probabilidad de los píxeles de la imagen de fondo. No se usa una imagen de referencia con la cual comparar cada imagen de una secuencia, sino que se analiza el comportamiento estadístico de la intensidad en cada píxel. De este modo un valor que difiera del establecido por la distribución estadística que rige la variación temporal de ese píxel se considerará como un valor anómalo, siendo el movimiento o cambio en la escena la causa de dicha circunstancia. Se han desarrollado

diversos métodos de modelado estadístico, destacando los basados en mezcla de gaussianas [77] y variantes del mismo entre los más utilizados.

El principal reto de todas las técnicas de detección de cambios es obtener un modelo de fondo capaz de adaptarse a los cambios temporales propios de la escena. Muchas de las técnicas propuestas se basan en optimizar las técnicas de sustracción de fondo de manera que funcionen correctamente ante variaciones lentas. Otras contribuciones se basan en el análisis de la información obtenida del gradiente de la imagen [33] o de la textura del fondo [89]. Uno de los algoritmos más utilizados para conseguir un modelo de fondo adaptativo es el filtro de Kalman [70]. Si el modelo estadístico de la dinámica del sistema es correcto, proporciona resultados robustos. Sin embargo, en una situación real, establecer dicho modelo supone una tarea complicada y como consecuencia el resultado normalmente dista considerablemente del fenómeno real obteniéndose en el mejor de los casos una mera aproximación. Su uso para la adaptación del fondo fue propuesto por primera vez en [32], aunque se han presentado diversas modificaciones para resolver el problema de las variaciones lentas del fondo.

3.1.1. Métodos de sustracción del fondo

Modelo simple

En este caso, el fondo es una imagen estática, constante, que se asume sin objetos de interés presentes. Para modelar el fondo, se usa la media o la mediana de las N imágenes anteriores [5]. En el caso de utilizar la media temporal para estimar la imagen de fondo, el algoritmo es:

$$B_i(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N F_k(x, y) \quad \text{con } i > N \quad (3.1)$$

donde $B_i(x, y)$ indica el valor del píxel (x, y) en la i -ésima imagen de fondo, obtenida a partir de N imágenes anteriores $F_k(x, y)$, con $k = 1, 2, \dots, N$.

Estos métodos son sencillos, pero consumen mucha memoria al tener que almacenar N imágenes. Además, son muy sensibles a los cambios de iluminación y a ligeros movimientos de los objetos del fondo, como por ejemplo los árboles, así como movimientos de la cámara.

Diferencia de imágenes

Este método, también conocido como diferencia temporal, utiliza la imagen anterior como modelo de fondo para la imagen actual de la secuencia de vídeo [51]. Dada una secuencia de imágenes $F_i(x, y)$, la imagen de fondo $B_i(x, y)$ en cada instante i se calcula de esta manera:

$$B_i(x, y) = F_{i-1}(x, y) \quad (3.2)$$

Para la detección de movimiento, se toma el valor absoluto de la diferencia entre cada imagen y el fondo y se establece un umbral de detección Th :

$$|F_i(x, y) - B_i(x, y)| = |F_i(x, y) - F_{i-1}(x, y)| \geq Th \quad (3.3)$$

Este método funciona bien si el objeto se mueve rápidamente en la escena. Además adapta rápidamente a los cambios de iluminación o movimiento de la cámara, pero es muy sensible al valor del umbral Th . Entre sus inconvenientes más importantes podemos destacar:

- Los objetos que se detienen no se detectan.
- Sólo se detectan los bordes de los objetos, de modo que un objeto móvil con intensidad uniforme en todos sus píxeles, producirá una máscara de movimiento con un número de píxeles reducido.
- Cuando los objetos empiezan a moverse aparecen “fantasmas” (ghosts), considerados éstos como falsas siluetas debidas a posiciones de los objetos en instantes anteriores de la escena.
- Es muy difícil detectar un objeto que se mueve acercándose o alejándose de la cámara.

Diferencia de tres imágenes

Para evitar el efecto fantasma que aparece en el método de la diferencia de imágenes y obtener una silueta más definida o completa de los objetos en movimiento, se puede aumentar la escala temporal o profundidad, esto es, la posición de la imagen que se utiliza para obtener la imagen diferencia. En el caso anterior, se utiliza la imagen previa, siendo un caso particular con $M = 1$. Para una profundidad temporal M , se define la máscara de movimiento como:

$$D^-(M) = |F_i(x, y) - F_{i-M}(x, y)| \quad (3.4)$$

donde se toma como imagen de fondo:

$$B_i(x, y) = F_{i-M}(x, y) \quad (3.5)$$

Si repetimos el proceso con las M imágenes posteriores:

$$D^+(M) = |F_{i+M}(x, y) - F_i(x, y)| \quad (3.6)$$

y posteriormente efectuamos la operación lógica *AND* con las máscaras D^- y D^+ , se obtiene una máscara de movimiento bien definida y sin fantasmas, como puede verse en la fig. 3.2. La elección de la profundidad M depende del tamaño y velocidad del objeto.

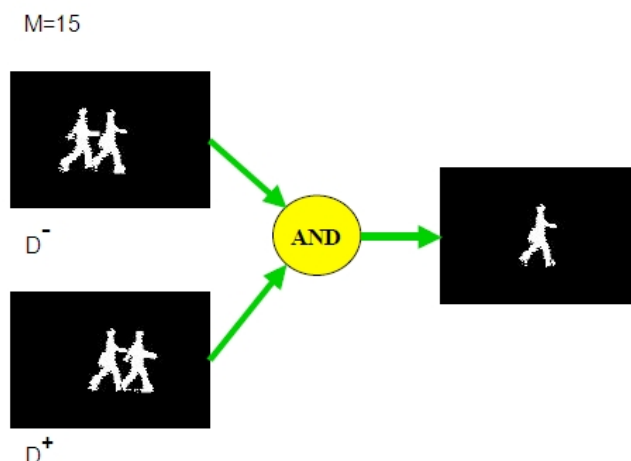


Figura 3.2 – Ejemplo de detección de movimiento mediante el método de la diferencia de 3 imágenes (Fuente: [9]).

Estos métodos sencillos tienen la ventaja de su rapidez, pues el coste computacional es bajo, pero a cambio necesitan almacenar varias imágenes, con lo cual requieren elevados recursos de memoria. La elección del umbral de detección Th es crítica y supone el mayor inconveniente de estos métodos.

3.1.2. Métodos de modelado estadístico del fondo

Modelos paramétricos

Para evitar el problema de los altos requisitos de memoria de los modelos básicos, las técnicas basadas en modelos paramétricos modelan la imagen de fondo mediante una distribución estadística estándar [5, 77]. El problema consiste entonces en estimar los parámetros de esa distribución que mejor se adaptan al fondo. En algunos casos se puede caracterizar la intensidad de los píxeles con una única distribución (fondo unimodal), pero en otros escenarios más complejos, donde hay fluctuaciones temporales de la intensidad del fondo, debido sobre todo al movimiento de la cámara y de los objetos de la escena, será necesario recurrir a modelos con varias distribuciones (fondos multimodales). Los modelos paramétricos más utilizados son los siguientes:

- **Gausiana simple.** Se representa la variación del píxel de fondo mediante una única distribución gaussiana, con media μ y desviación típica σ . Para cada trama, se decide que un píxel pertenece al fondo si se cumple la condición:

$$|F_i(x, y) - \mu| \leq k \cdot \sigma \quad (3.7)$$

El parámetro k suele tomarse igual a 2.

- **Mezcla de gaussianas.** Es un esquema similar al anterior pero en este caso se usa un conjunto de distribuciones gaussianas ponderadas para modelar la variación de los píxeles que pertenecen a la imagen de fondo [5]:

$$f(F_i = u) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \cdot \eta(u; \mu_k, \sigma_k) \quad (3.8)$$

donde $\eta(u; \mu_k, \sigma_k)$ es la k -ésima componente gaussiana, con desviación σ_k y media μ_k y con un peso α_k que representa la importancia de dicha distribución. El número K de gaussianas varía entre 3 y 5. Las distribuciones se ordenan en función de su peso. Se decide el nivel de relevancia de cada distribución en función de si el peso supera un determinado umbral. Un píxel pertenecerá al fondo si su valor está dentro de un intervalo de anchura 2σ alrededor de la media de cualquiera de las gaussianas que modelan al fondo. Este método tiene una carga computacional elevada y no es eficiente cuando hay cambios rápidos de la imagen de fondo.

Modelos no paramétricos

Se basan en la estimación de la función densidad de probabilidad asociada a los píxeles. Son métodos complejos, pues no se asumen distribuciones conocidas, como en el caso anterior. Los más comúnmente utilizados son los que se describen a continuación:

- **Aproximación basada en histograma.** La variación de un píxel del background se representa con un histograma de los últimos N valores del mismo. Se calcula un umbral Th para cada histograma normalizado (diferente para cada píxel), de modo que los píxeles con valores menores que el umbral son considerados pertenecientes al background.
- **Estimación de la densidad del Kernel.** Se estima la función densidad de probabilidad de cada píxel para cada trama, mediante el promediado de un conjunto de funciones kernel, típicamente gaussianas, centradas en el valor del píxel en las N tramas previas. La probabilidad de que un píxel tenga un valor x_i en un instante i se puede estimar de forma no paramétrica utilizando un kernel $K(\cdot)$ de modo que [15]:

$$Pr(x_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N K(x_i - x_k) \quad (3.9)$$

Un píxel pertenece al fondo si la probabilidad de pertenecer a la distribución modelada es mayor que un umbral Th , esto es, $Pr(x_i) > Th$. Este método es computacionalmente costoso, pero es robusto frente a pequeños cambios en la escena que no son debidos a los blancos de interés.

- **Análisis en Componentes Principales.** Este método se aplica para reducir la dimensión de un espacio de variables. Se basa en la descomposición de la matriz de covarianza de los datos en función de sus autovalores y autovectores. Es un método más rápido que la Mezcla de Gaussianas.

3.2. Métodos de adaptación del fondo. Estimación de la deriva

En ambientes reales, la imagen de fondo está sujeta a variaciones temporales cuyas causas pueden ser muy distintas. Las causas más importantes de la variación temporal de la imagen de fondo son las que se citan a continuación:

- Los cambios de iluminación en la escena. Estos cambios pueden ser graduales a lo largo del día o rápidos, provocados por la obstrucción de algún objeto. Estos cambios se interpretan como movimiento y suelen generar numerosas falsas alarmas en los sistemas de videovigilancia, sobre todo en escenas exteriores.
- En el caso de las cámaras IR sin refrigerar, la inestabilidad térmica provoca variaciones temporales que pueden limitar la sensibilidad de la detección.

Por todo ello, será necesario implementar técnicas para estimar la imagen de fondo de forma adaptativa. Entre los métodos clásicos comúnmente utilizados, los más importantes son el filtro de Kalman y la media móvil.

3.2.1. El filtro de Kalman

El filtro de Kalman es una evolución del filtro de Wiener para el caso de señales no estacionarias [19]. Tanto el filtro de Kalman como el de Wiener son filtros óptimos en el sentido de que producen una estimación óptima de una señal que está corrompida por ruido. A continuación se hace un breve repaso de la formulación correspondiente al diseño del filtro de Wiener para posteriormente describir el filtro discreto de Kalman¹. Sea una señal $x[n]$ corrompida por ruido:

$$x[n] = d[n] + v[n] \quad (3.10)$$

donde $d[n]$ es la señal deseada que se estima a la salida del filtro y $v[n]$ el ruido presente en las observaciones. Asumiendo que ambas $d[n]$ y $v[n]$ son procesos estacionarios, el

¹Una formulación más detallada del filtro de Kalman se describe en el capítulo 7, Filtros óptimos, del libro de M. Hayes [19].

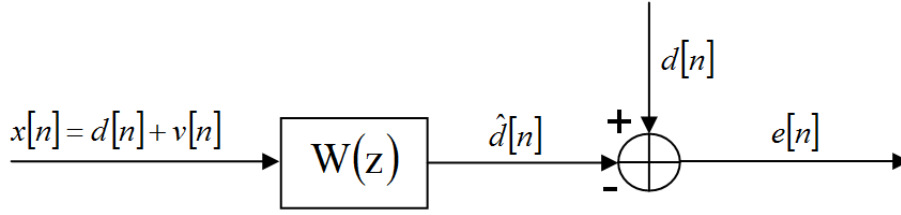


Figura 3.3 – Planteamiento del problema general del filtro de Wiener.

objetivo es diseñar un filtro que produzca una estimación de $d[n]$ con el mínimo error cuadrático medio ξ , definido como:

$$\xi = E\{|e^2[n]|\} \quad (3.11)$$

donde el error $e[n]$ es:

$$e[n] = d[n] - \hat{d}[n] \quad (3.12)$$

En el caso de un filtro FIR de orden p , la respuesta al impulso del filtro de Wiener es $w[n]$, de modo que la salida del filtro es:

$$\hat{d}[n] = \sum_{l=0}^{p-1} w[l] x[n-l] \quad (3.13)$$

El diseño del filtro de Wiener requiere por lo tanto encontrar los coeficientes $w[k]$ que minimizan el error cuadrático medio ξ . La condición que ha de cumplirse es:

$$E\{e[n]x^*[n-k]\} = 0 \quad (3.14)$$

con $k = 0, 1, \dots, p-1$. La ec. (3.14) se conoce como principio de ortogonalidad o teorema de proyección. Tras efectuar las operaciones matemáticas oportunas, se obtiene la siguiente ecuación:

$$\sum_{l=0}^{p-1} w[l] r_x[k-l] = r_{dx}[k] \quad (3.15)$$

con $k = 0, 1, \dots, p-1$, $r_x[k] = E\{x[n]x^*[n-k]\}$ la secuencia de autocorrelación de $x[n]$ y $r_{dx}[k] = E\{d[n]x^*[n-k]\}$ la correlación cruzada entre $d[n]$ y $x[n]$. La ec. (3.15) es un sistema de p ecuaciones con p incógnitas $w[k]$, $k = 0, 1, \dots, p-1$. En forma matricial y teniendo en cuenta que $r_x[k]$ es simétrica conjugada, $r_x[k] = r_x^*[-k]$, se puede escribir

como sigue:

$$\begin{bmatrix} r_x[0] & r_x^*[1] & \cdots & r_x^*[p-1] \\ r_x[1] & r_x[0] & \cdots & r_x^*[p-2] \\ r_x[2] & r_x[1] & \cdots & r_x^*[p-3] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_x[p-1] & r_x^*[p-2] & \cdots & r_x[0] \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} w[0] \\ w[1] \\ w[2] \\ \vdots \\ w[p-1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{dx}[0] \\ r_{dx}[1] \\ r_{dx}[2] \\ \vdots \\ r_{dx}[p-1] \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

La ec. (3.16) es la notación matricial de las ecuaciones de Wiener-Hopf que escrita de forma compacta es:

$$\mathbf{R}_x \cdot \mathbf{w} = \mathbf{r}_{dx} \quad (3.17)$$

donde \mathbf{R}_x es la matriz Toeplitz de autocorrelación, de dimensión $p \times p$, \mathbf{w} es el vector de coeficientes del filtro y \mathbf{r}_{dx} es el vector de correlaciones cruzadas entre la señal deseada $d[n]$ y la señal observada $x[n]$.

En el caso de un filtro de Wiener IIR no causal, el problema se formula de manera similar, pero con infinitas incógnitas, pues el filtro tiene infinitos coeficientes. En este caso, por lo tanto, el problema consiste en encontrar la respuesta al impulso, $h[n]$, del filtro:

$$H(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n]z^{-n} \quad (3.18)$$

que minimiza el cuadrático medio ξ . En este caso, la respuesta en frecuencia del filtro de Wiener IIR es:

$$H(e^{j\omega}) = \frac{P_{dx}(e^{j\omega})}{P_x(e^{j\omega})} \quad (3.19)$$

y la función del sistema:

$$H(z) = \frac{P_{dx}(z)}{P_x(z)} \quad (3.20)$$

Asumiendo que $d[n]$ y $v[n]$ son procesos incorrelados, la autocorrelación de $x[n]$ es:

$$r_x[k] = r_d[k] + r_v[k] \quad (3.21)$$

Tomando transformadas:

$$P_x(e^{j\omega}) = P_d(e^{j\omega}) + P_v(e^{j\omega}) \quad (3.22)$$

La correlación cruzada $r_{dx}[k]$ es:

$$r_{dx}[k] = E\{d[n]x^*[n-k]\} = E\{d[n]d^*[n-k]\} + E\{d[n]v^*[n-k]\} = r_d[k] \quad (3.23)$$

con lo cual $P_{dx}(e^{j\omega}) = P_d(e^{j\omega})$ y la respuesta del filtro será:

$$H(e^{j\omega}) = \frac{P_d(e^{j\omega})}{P_d(e^{j\omega}) + P_v(e^{j\omega})} \quad (3.24)$$

Para el filtro de Wiener causal, el diseño del mismo es un problema no lineal que requiere una factorización espectral del espectro de potencia del proceso de entrada $x[n]$ [19]. A modo de ejemplo, sea el problema de estimación de una señal $d[n]$ a partir de las observaciones en presencia de ruido, $x[n] = d[n] + v[n]$, donde $v[n]$ es ruido blanco de media cero, varianza la unidad e incorrelado con $d[n]$. La señal $d[n]$ es un proceso $AR(1)$ generado mediante la ecuación en diferencias: $d[n] = 0,8 d[n-1] + w[n]$ donde $w[n]$ es ruido blanco con varianza $\sigma_w^2 = 0,36$. Así, $r_d[k] = (0,8)^{|k|}$. El estimador de $d[n]$, calculado recursivamente, viene dado por la ecuación:

$$\hat{d}[n] = 0,5 \hat{d}[n-1] + 0,375 x[n] \quad (3.25)$$

Es interesante observar que la ecuación anterior puede reescribirse de la siguiente manera:

$$\hat{d}[n] = 0,8 \hat{d}[n-1] + 0,375 [x[n] - 0,8 \hat{d}[n-1]] \quad (3.26)$$

La interpretación de esta ecuación es la siguiente: el primer término, $0,8 \hat{d}[n-1]$, es la *predicción* de la estimación, mientras que el término $(x[n] - 0,8 \hat{d}[n-1])$ es el término de *corrección* cuando se tiene una nueva medida $x[n]$. El parámetro 0,375 es un factor de escalado o *ganancia*.

El filtro de Kalman discreto

La principal limitación del filtro de Wiener es el requerimiento forzoso de que los procesos $d[n]$ y $x[n]$ sean procesos estacionarios. En la práctica los procesos suelen ser no estacionarios, como es el caso que nos ocupa de la deriva del fondo. Así, hay que replantear el diseño del filtro de Wiener en el contexto de procesos no estacionarios, lo que derivará en lo que se conoce como *filtro de Kalman discreto*. Como introducción a la formulación del filtro de Kalman, se plantean previamente las ecuaciones del filtro de Wiener causal para estimar un proceso $d[n]$ a partir de medidas ruidosas, siendo $d[n]$ un proceso estacionario $AR(1)$ o $AR(p)$.

Consideremos pues el problema de estimar una señal $d[n]$ a partir de las observaciones ruidosas:

$$x[n] = d[n] + v[n] \quad (3.27)$$

Sea $d[n]$ un proceso $AR(1)$ generado mediante la ecuación recursiva:

$$d[n] = a_1 d[n-1] + w[n] \quad (3.28)$$

El estimador óptimo de $d[n]$ se puede escribir como:

$$\hat{d}[n] = a_1 \hat{d}[n-1] + K [x[n] - a_1 \hat{d}[n-1]] \quad (3.29)$$

donde K es una constante. Para el caso general de un proceso $AR(p)$, el proceso $d[n]$ se genera según la siguiente ecuación:

$$d[n] = \sum_{k=1}^p a[k]d[n-k] + w[n] \quad (3.30)$$

Sea $\mathbf{d}[n]$ el vector de estados, que se escribe de la siguiente manera:

$$\mathbf{d}[n] = \begin{bmatrix} d[n] \\ d[n-1] \\ d[n-2] \\ \vdots \\ d[n-p+1] \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

La ec. (3.30) se puede formular matricialmente:

$$\mathbf{d}[n] = \begin{bmatrix} a[1] & a[2] & \cdots & a[p-1] & a[p] \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{d}[n-1] + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} w[n] \quad (3.32)$$

Utilizando notación matricial:

$$\mathbf{d}[n] = \mathbf{A}\mathbf{d}[n-1] + \mathbf{w}[n] \quad (3.33)$$

donde \mathbf{A} es la matriz de transición de estados, de dimensiones $p \times p$, y $\mathbf{w}[n] = [w[n], 0, \dots, 0]^T$. La ecuación de observaciones es:

$$\begin{aligned} x[n] &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \mathbf{d}[n] + v[n] \\ x[n] &= \mathbf{c}^T \mathbf{d}[n] + v[n] \end{aligned} \quad (3.34)$$

El estimador óptimo del vector de estados $\mathbf{d}[n]$ usando todas las medidas hasta el instante n , se puede expresar en la forma:

$$\hat{\mathbf{d}}[n] = \mathbf{A}\hat{\mathbf{d}}[n-1] + \mathbf{K} \left[x[n] - \mathbf{c}^T \mathbf{A}\hat{\mathbf{d}}[n-1] \right] \quad (3.35)$$

donde \mathbf{K} es un vector denominado ganancia de Kalman, que minimiza el error cuadrático medio. Aunque sólo es aplicable a procesos $AR(p)$ estacionarios, la ec. (3.35) puede generalizarse al caso de procesos no estacionarios. Sea $\mathbf{d}[n]$ el vector de estados de

dimensión p que se genera según la ecuación en diferencias:

$$\mathbf{d}[n] = \mathbf{A}[n-1]\mathbf{d}[n-1] + \mathbf{w}[n] \quad (3.36)$$

donde $\mathbf{A}[n-1]$ es la matriz de transición de estados, de orden $p \times p$, que varía con el tiempo y $\mathbf{w}[n]$ es un vector que representa un proceso de ruido blanco de media cero:

$$E\{\mathbf{w}[n]\mathbf{w}^H[k]\} = \begin{cases} \mathbf{Q}_w[n] & \text{si } k = n \\ 0 & \text{si } k \neq n \end{cases} \quad (3.37)$$

Si se define el vector $\mathbf{v}[n] = [v[n], 0, \dots, 0]^T$, el vector de observaciones $\mathbf{x}[n]$ es:

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{C}[n]\mathbf{d}[n] + \mathbf{v}[n] \quad (3.38)$$

donde $\mathbf{x}[n]$ es un vector de longitud q , $\mathbf{C}[n]$ es una matriz de orden $q \times p$ y $\mathbf{v}[n]$ es un vector que representa un proceso de ruido blanco de media cero estadísticamente independiente de $\mathbf{w}[n]$:

$$E\{\mathbf{v}[n]\mathbf{v}^H[k]\} = \begin{cases} \mathbf{Q}_v[n] & \text{si } k = n \\ 0 & \text{si } k \neq n \end{cases} \quad (3.39)$$

Generalizando el resultado de la ec. (3.35), el estimador óptimo de $\mathbf{d}[n]$ se puede expresar de la forma:

$$\hat{\mathbf{d}}[n] = \mathbf{A}[n-1]\hat{\mathbf{d}}[n-1] + \mathbf{K}[n]\left[\mathbf{x}[n] - \mathbf{C}[n]\mathbf{A}[n-1]\hat{\mathbf{d}}[n-1]\right] \quad (3.40)$$

Conocidos $\mathbf{A}[n]$, $\mathbf{C}[n]$, $\mathbf{Q}_w[n]$ y $\mathbf{Q}_v[n]$, sólo es necesario calcular la *matriz de ganancia de Kalman*, $\mathbf{K}[n]$, de modo que la recursión dada por la ec. (3.40) representa el filtro de Kalman discreto. En el desarrollo de las ecuaciones del filtro de Kalman, $\hat{\mathbf{d}}[n|n]$ es la estimación óptima de $\mathbf{d}[n]$ en el instante n obtenida a partir de las observaciones $\mathbf{x}[i]$ para $i = 1, 2, \dots, n$, y $\hat{\mathbf{d}}[n|n-1]$ es el estimador óptimo hasta el instante $n-1$. Los errores correspondientes en la estimación, $\mathbf{e}[n|n]$ y $\mathbf{e}[n|n-1]$, vienen dados por:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}[n|n] &= \mathbf{d}[n] - \hat{\mathbf{d}}[n|n] \\ \mathbf{e}[n|n-1] &= \mathbf{d}[n] - \hat{\mathbf{d}}[n|n-1] \end{aligned} \quad (3.41)$$

y las matrices de las covarianzas del error, $\mathbf{P}[n|n]$ y $\mathbf{P}[n|n-1]$ son:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}[n|n] &= E\{\mathbf{e}[n|n]\mathbf{e}^H[n|n]\} \\ \mathbf{P}[n|n-1] &= E\{\mathbf{e}[n|n-1]\mathbf{e}^H[n|n-1]\} \end{aligned} \quad (3.42)$$

donde el superíndice H significa hermitico, esto es, traspuesto y conjugado. Finalmente, las ecuaciones del filtro de Kalman son las siguientes:

- Ecuación de estados:

$$\mathbf{d}[n] = \mathbf{A}[n-1]\mathbf{d}[n-1] + \mathbf{w}[n] \quad (3.43)$$

- Ecuación de observación:

$$\mathbf{x}[n] = \mathbf{C}[n]\mathbf{d}[n] + \mathbf{v}[n] \quad (3.44)$$

- Inicialización:

$$\hat{\mathbf{d}}[0|0] = E\{\mathbf{d}[0]\} \quad (3.45)$$

$$\mathbf{P}[0|0] = E\{\mathbf{d}[0]\mathbf{d}^H[0]\} \quad (3.46)$$

- Iteraciones para $n = 1, 2, \dots$:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{d}}[n|n-1] &= \mathbf{A}[n-1]\hat{\mathbf{d}}[n-1|n-1] \\ \mathbf{P}[n|n-1] &= \mathbf{A}[n-1]\mathbf{P}[n-1|n-1]\mathbf{A}^H[n-1] + \mathbf{Q}_w[n] \\ \mathbf{B}[n] &= \left[\mathbf{C}[n]\mathbf{P}[n|n-1]\mathbf{C}^H[n] + \mathbf{Q}_v[n] \right]^{-1} \\ \mathbf{K}[n] &= \mathbf{P}[n|n-1]\mathbf{C}^H[n]\mathbf{B}[n] \\ \hat{\mathbf{d}}[n|n] &= \hat{\mathbf{d}}[n|n-1] + \mathbf{K}[n] \left[\mathbf{x}[n] - \mathbf{C}[n]\hat{\mathbf{d}}[n|n-1] \right] \\ \mathbf{P}[n|n] &= \left[\mathbf{I} - \mathbf{K}[n]\mathbf{C}[n] \right] \mathbf{P}[n|n-1] \end{aligned} \quad (3.47)$$

3.2.2. Método de la media móvil

El método de la media móvil (Running Average, RA) es una técnica de promediado comúnmente utilizada para realizar un seguimiento de las variaciones lentas del fondo [23]. Para modelar el comportamiento dinámico del mismo, se adopta un criterio de actualización o seguimiento que consiste en una suma ponderada de la estimación anterior del fondo y la imagen actual:

$$B_i(x, y) = \begin{cases} \alpha F_i(x, y) + (1 - \alpha)B_{i-1}(x, y) & \text{si } (x, y) \in \text{fondo} \\ B_i(x, y) & \text{si } (x, y) \notin \text{fondo} \end{cases} \quad (3.48)$$

donde $B_i(x, y)$ es la actualización del fondo en el instante i -ésimo para el píxel (x, y) , $F_i(x, y)$ es el valor de la imagen actual y $B_{i-1}(x, y)$ el valor estimado del fondo en la imagen anterior. El nombre de media móvil tiene su origen en el cálculo recursivo de

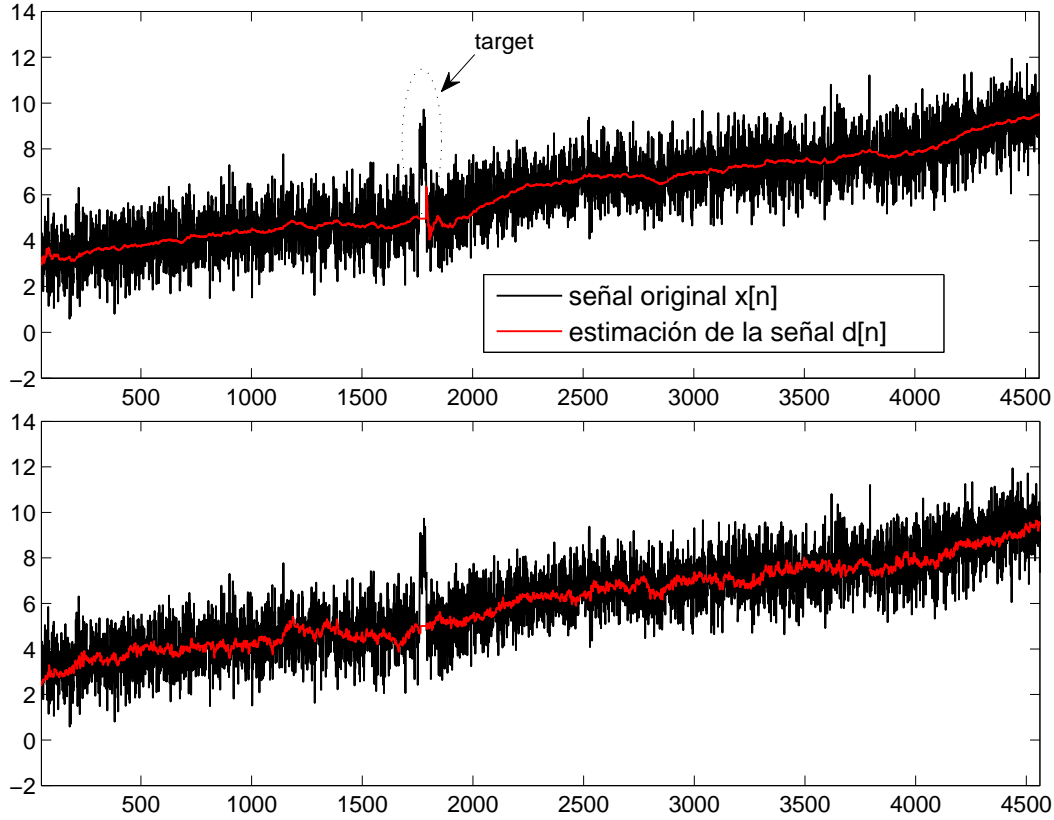


Figura 3.4 – Ejemplo de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman, en el gráfico superior, y utilizando el método de la media móvil, en el gráfico inferior.

la media aritmética. Sea una muestra de K valores, x_1, x_2, \dots, x_K . La media se calcula como sigue:

$$m_K = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i \quad (3.49)$$

Si se añade un nuevo valor x_{K+1} a la muestra, el nuevo valor de la media se puede calcular mediante la siguiente ecuación:

$$m_{K+1} = \frac{1}{K+1} x_{K+1} + \frac{K}{K+1} m_K = \alpha x_{K+1} + (1 - \alpha) m_K \quad (3.50)$$

El parámetro α , con valores en el rango $0 \leq \alpha \leq 1$, se utiliza para ponderar la cantidad de información nueva que se incorpora en el instante actual debido a la imagen $F_i(x, y)$. Un valor de α cercano a 0 representa un sistema de actualización con mucha memoria, de modo que apenas actualiza el valor $B_i(x, y)$, prescindiendo de la información aportada por $F_i(x, y)$. Mientras que un valor de α cercano a 1 hace un seguimiento íntegro de la imagen $F_i(x, y)$. Con el modelo de actualización de la ec. (3.48) se pretende evitar que el modelo de fondo se corrompa con píxeles que pertenecen al primer plano (foreground).

En algunas ocasiones puede resultar interesante incluir en el modelo de fondo información relativa al primer plano, de forma que los objetos en movimiento que permanezcan un tiempo establecido en la escena pasen a formar parte del fondo, como por ejemplo en el caso de un objeto abandonado en la escena. En este caso, el modelo de fondo es el siguiente:

$$B_i(x, y) = \begin{cases} \alpha_b F_i(x, y) + (1 - \alpha_b) B_{i-1}(x, y) & \text{si } (x, y) \in \text{fondo} \\ \alpha_f F_i(x, y) + (1 - \alpha_f) B_{i-1}(x, y) & \text{si } (x, y) \notin \text{fondo} \end{cases} \quad (3.51)$$

Valores usuales para estos parámetros de actualización son $\alpha_b \approx 10^{-2}$ y $\alpha_f \approx 10^{-3}$.

En la Fig. 3.4 se presenta un ejemplo de aplicación del filtro de Kalman y de la media móvil, en los gráficos superior e inferior, respectivamente. Se muestra una señal corrompida por ruido y superpuesta la estimación de la señal deseada, $\hat{d}[n]$, en este caso una señal con una variación temporal lenta, que en esta tesis se denomina deriva. El blanco está presente desde el instante $n = 1760$ hasta el instante $n = 1790$, con una amplitud de valor 3. El comportamiento es similar en ambos casos, aunque el filtro de Kalman realiza una estimación más suave.

3.2.3. Comportamiento de la deriva en detectores fotoconductores

En cámaras IR de bajo coste, cada detector de la FPA responde con diferentes características, por lo que el análisis ha de realizarse de forma independiente para cada detector y en función del tiempo. En la Fig. 3.5 se representa un ejemplo de la estimación de la deriva en la señal correspondiente a dos píxeles de una misma secuencia de vídeo real adquirida con una cámara MATRIX 1024 de la empresa NIT. Se puede observar el comportamiento temporal totalmente distinto de la deriva en dichos píxeles. Por lo tanto, es necesario procesar cada píxel de forma independiente utilizando series temporales. El procesamiento de la señal de los detectores IR se hará en el dominio temporal, no siendo posible aplicar técnicas de procesamiento espacial (filtros de eliminación del ruido, etc) al menos en la etapa de detección. Sí será posible aplicar dichas técnicas espaciales en fases posteriores de postprocesado, pero no se abordan en esta tesis.

3.3. Transformada Wavelet Discreta (DWT)

Sea el espacio de Hilbert $L^2(\mathbb{R})$ correspondiente a todas las funciones cuadrado integrables (L representa la integral de Lebesgue, “2” denota la integral del cuadrado del módulo de la función y \mathbb{R} representa la variable de integración “ t ” como un número real). Cualquier función $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ se puede representar como una sucesión de apro-

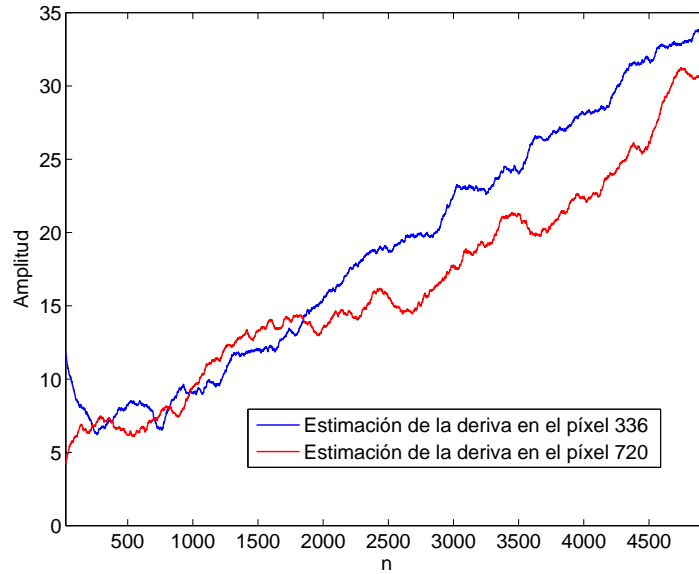


Figura 3.5 – Estimación de la deriva en la señal de dos píxeles de una secuencia de vídeo real.

ximaciones en diferentes escalas. El espacio de Hilbert se genera mediante cambios de escala y traslaciones de las funciones $\psi(t)$ y $\varphi(t)$.

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (3.52)$$

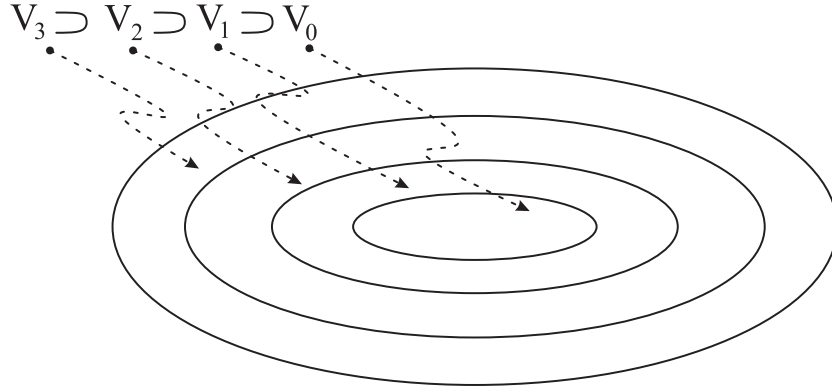
$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (3.53)$$

La primera de ellas, denominada función wavelet, contiene los detalles finos de $f(t)$, mientras que la segunda, denominada función de suavizado (*scaling function*) ofrece una aproximación de $f(t)$. Así, la descomposición lineal de $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ se puede obtener mediante dos grupos de coeficientes según la expresión siguiente:

$$f(t) = \sum_k c_{j_0}(k) \varphi_{j_0,k}(t) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (3.54)$$

donde los coeficientes de suavizado de la descomposición, $c_{j_0}(k)$, permiten representar de forma aproximada a la señal, y los coeficientes wavelet, $d_j(k)$, permiten representar los detalles que le restan. El conjunto de coeficientes de este desarrollo son conocidos como la transformada discreta wavelet (DWT) de la función $f(t)$. Estos coeficientes describen completamente la función original y se pueden usar de forma similar a los coeficientes de las series de Fourier para el análisis, la descripción, la aproximación o el filtrado de señales.

Para llegar a la descomposición de la ec. (3.54), es preciso construir el conjunto de funciones $\psi(t)$ y $\varphi(t)$ tal que permitan generar el espacio de Hilbert. Para ello se

**Figura 3.6** – Espacios incrustados.

considera el conjunto de subespacios de $L^2(\mathbb{R})$ incrustados a diferentes escalas (Fig. 3.6) de la forma siguiente:

$$\cdots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \cdots \subset L^2 \quad (3.55)$$

en general:

$$V_j \subset V_{j+1} \quad \forall j \in \mathbb{Z} \quad / \quad V_{-\infty} = \{0\}, V_{\infty} = L^2 \quad (3.56)$$

Partiendo de la escala $j = 0$, el conjunto de funciones de suavizado $\varphi_k(t)$ que se obtienen mediante desplazamientos enteros

$$\varphi_k(t) = \varphi(t - k) \quad \forall k \in \mathbb{Z} \quad \forall \varphi \in L^2 \quad (3.57)$$

forman una base del subespacio V_0 . Constituyen por tanto un sistema de generadores de V_0 , y por tanto, toda función $f(t) \in V_0$ puede expresarse como combinación lineal de los elementos de la base:

$$f(t) = \sum_k a_k \varphi_k(t) \quad (3.58)$$

Tal y como se definen los espacios V_j en (3.56), satisfacen la siguiente propiedad de escala:

$$f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2t) \in V_{j+1} \quad (3.59)$$

y por tanto, todos los espacios se pueden generar mediante traslaciones y dilataciones de una única función de suavizado. Por tanto, en la escala j , el conjunto de funciones de suavizado $\varphi_{j,k}(t)$ forman una base del subespacio V_j tal que para toda $f(t) \in V_j$, admite la siguiente descomposición:

$$f(t) = \sum_k a_k \varphi_{j,k}(t) = \sum_k a_k 2^{j/2} \varphi_k(2^j t - k) \quad (3.60)$$

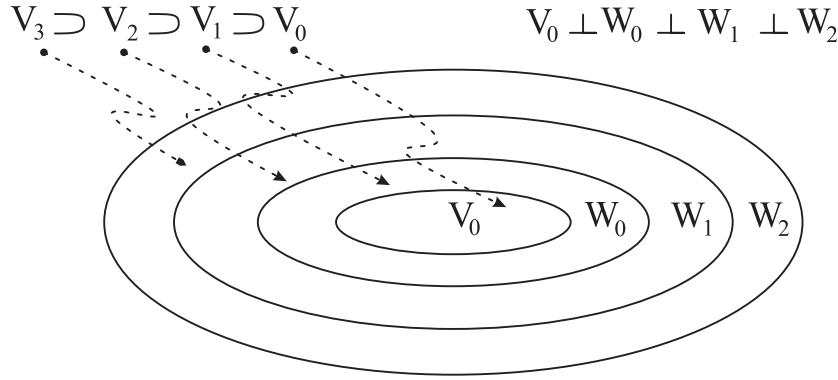


Figura 3.7 – Espacios complementos ortogonales.

Si $j > 0$, V_j es un subespacio de mayor resolución que V_0 , como se muestra en la Fig. 3.6, puesto que $\varphi_{j,k}(t)$ es más estrecha y las traslaciones se realizan a pasos más pequeños. Entonces, el subespacio V_j inducido por $\varphi(2^j t - k)$, se puede obtener por medio de una función de suavizado de un espacio V_{j+1} de mayor resolución.

Atendiendo a todo lo explicado, para la descomposición lineal de cualquier señal en un espacio de Hilbert, se puede hacer uso de las bases $\varphi_{j,k}(t)$ y aumentar la escala j para incrementar el tamaño del subespacio inducido por las funciones de suavizado. Sin embargo, partiendo de una resolución a una escala j (V_j), el conjunto de funciones deslizantes $\psi_{j,k}(t)$ permiten representar el espacio que viene dado por la diferencia entre los espacios V_j y V_{j+1} .

El complemento ortogonal de V_j y V_{j+1} se define como W_j de tal manera que las funciones wavelet en la escala j forman una base de W_j . La propiedad del complemento ortogonal implica que todos los elementos de una base de V_j tienen que ser ortogonales con los elementos de otra base de W_j . Esto quiere decir que no existen proyecciones simultáneamente sobre los dos espacios V_j y W_j . Por tanto, el subespacio V_{j+1} se puede expresar como la suma de los complementos ortogonales:

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j. \quad (3.61)$$

Para ilustrar esto, si se inicia la ec. (3.55) en la escala $j = 0$:

$$V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset L^2 \quad (3.62)$$

se puede expresar a partir de los complemento ortogonales haciendo uso de la ec. (3.61):

$$L^2 = V_0 \oplus W_0 \oplus W_1 \oplus \dots \quad (3.63)$$

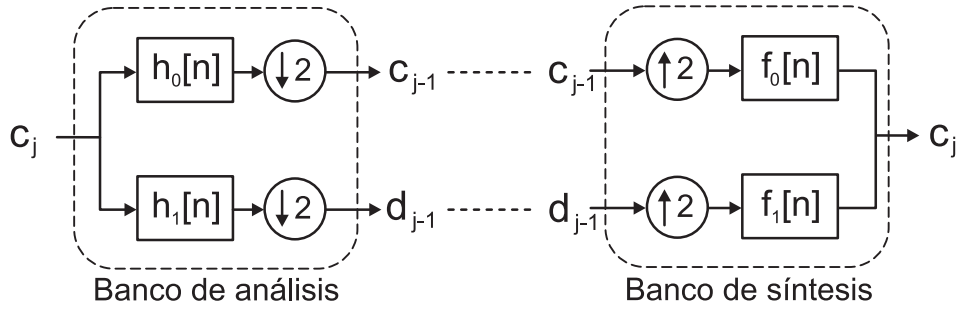


Figura 3.8 – Bancos de filtros de análisis y de síntesis para calcular los coeficientes DWT.

siendo V_0 el espacio inicial inducido por la función de suavizado $\varphi(t)$, y el resto de los complementos ortogonales W_j , inducidos por las wavelets $\psi_{j,k}(t)$. En la Fig. 3.7 se puede ver un ejemplo ilustrativo.

La escala del espacio inicial es arbitraria y se puede elegir para cualquier resolución deseada. Concretamente para la interpretación de la ec. (3.54), se comienza en la escala j_0 por lo que la representación de la función $f(t) \in L^2(R)$ con dicha fórmula se corresponde con la siguiente descomposición del espacio de Hilbert:

$$L^2 = V_{j_0} \oplus W_{j_0} \oplus W_{j_0+1} \oplus \dots \quad (3.64)$$

La elección de j_0 establece la aproximación “gruesa” de la función en el espacio V_{j_0} .

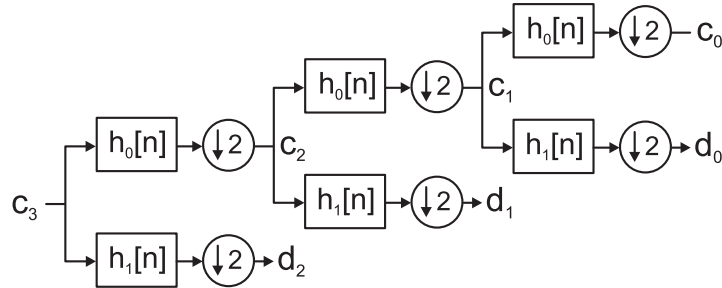


Figura 3.9 – Ejemplo del cálculo de los coeficientes de la DWT mediante un banco de filtros de 3 niveles de descomposición.

La ventaja del análisis multirresolución es que el algoritmo de implementación se puede llevar a cabo de forma eficiente mediante un banco de filtros de 2 canales de reconstrucción perfecta formado por sendos filtros FIR paso bajo y paso alto de la manera indicada en la Fig. 3.8. El filtro paso bajo tiene como respuesta impulsiva $h_0[n]$ y el filtro paso alto, $h_1[n]$. Introduciendo los coeficientes de suavizado c_j de la escala j como entrada al banco de filtros, la salida obtenida está formada por los coeficientes de suavizado c_{j-1} en la rama paso bajo y los coeficientes wavelet d_{j-1} en la rama paso alto, ambos correspondientes a una escala inferior $j-1$. Mediante el banco de síntesis se puede

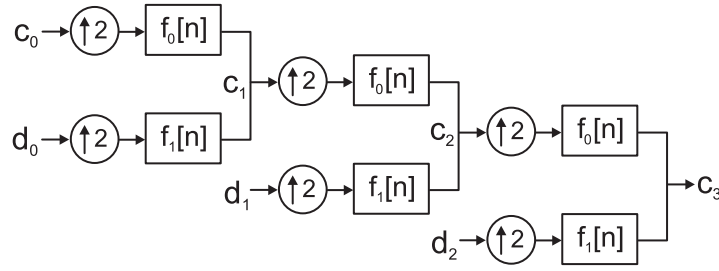


Figura 3.10 – Ejemplo de cálculo la DWT inversa con un banco de filtros de 3 niveles de descomposición.

invertir el procedimiento (Fig. 3.8). Reiterando el procedimiento de análisis en la rama paso bajo se obtienen los coeficientes de una escala inferior siendo así factible llegar a la escala de resolución que se desee simplemente añadiendo capas al banco de análisis. En la Fig. 3.9 se muestra un ejemplo para tres niveles de descomposición, siendo ésta la estructura correspondiente con el esquema de resolución de la Fig. 3.7. Por tanto, el banco de análisis es el medio que permite obtener los coeficientes de la DWT por lo que representa el algoritmo de cálculo de la DWT. La DWT inversa se realiza con el banco de síntesis inverso, que para los tres niveles de descomposición, es el que se muestra en la Fig. 3.10.

Si se desea analizar una señal, hay que comenzar por una descripción de la misma en términos de los coeficientes de suavizado a una escala muy elevada. El problema que se puede plantear es cómo calcular los coeficientes de entrada al banco de filtros para una señal dada. Ahora bien, para una escala muy elevada, las funciones de suavizado se comportan como funciones delta de Dirac, y al realizar el producto escalar con la señal para la obtención de los coeficientes de suavizado, el resultado equivale a las muestras de la señal resultantes de un muestreo ideal. Por tanto, para el análisis de $x_c(t)$, los coeficientes de entrada al banco de análisis para el cálculo para la DWT serán las muestras $x[n] = x_c(nT)$.

En el dominio de la frecuencia, al aplicar el banco de filtros de la Fig. 3.9, en el primer nivel de descomposición, el espectro se divide en dos partes iguales. En el segundo nivel, la mitad inferior se divide en dos cuartos, y así sucesivamente mientras el proceso continúe. El resultado es una descomposición del espectro de la señal de entrada en forma logarítmica.

Como se ha comentado anteriormente, los bancos de filtros tienen la propiedad de reconstrucción perfecta. Por otro lado, todo el desarrollo del análisis multirresolución que se ha mostrado se ha hecho considerando que las bases empleadas para los desarrollos lineales de las funciones son ortonormales, lo que da lugar a la teoría de wavelets ortogonales [12]. En estas condiciones, las respuestas impulsivas de los filtros del banco se obtienen a partir de la respuesta al impulso del filtro paso bajo de análisis. Conocido

entonces $h_0[n]$, el resto se calculan de la manera siguiente:

$$h_1[n] = (-1)^n h_0[L - 1 - n] \quad (3.65)$$

$$f_0[n] = h_0[L - 1 - n] \quad (3.66)$$

$$f_1[n] = (-1)^{n+1} h_0[n] \quad (3.67)$$

La propiedad de ortogonalidad supone una fuerte restricción para la construcción de los filtros dando lugar a complicadas ecuaciones de diseño que no permiten obtener bancos de filtros de análisis y síntesis de fase lineal. Por este motivo también se usan bases no ortogonales y bases duales.

Para el caso de wavelets biortogonales [8], se tienen dos jerarquías de aproximación:

$$\begin{aligned} \cdots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \cdots \subset L^2 \\ \cdots \subset \tilde{V}_{-2} \subset \tilde{V}_{-1} \subset \tilde{V}_0 \subset \tilde{V}_1 \subset \tilde{V}_2 \cdots \subset L^2 \end{aligned} \quad (3.68)$$

Los espacios W_j y V_j ya no son complemento ortogonales pero sí complementarios en V_{j+1} . Ahora los espacios complemento ortogonales son los espacios duales \tilde{V}_j y \tilde{W}_j :

$$\tilde{V}_j \perp W_j \quad y \quad V_j \perp \tilde{W}_j \quad (3.69)$$

Entonces:

$$V_{j+1} = V_j \oplus \tilde{W}_j \quad y \quad \tilde{V}_{j+1} = \tilde{V}_j \oplus W_j \quad (3.70)$$

Los espacios duales se definen ahora a partir de las funciones duales $\tilde{\varphi}(t)$ y $\tilde{\psi}(t)$. La biortogonalidad proporciona más grados de libertad por lo que aparte de conseguir filtros de fase lineal, los filtros de la etapa de análisis pueden tener diferente longitud. Para conseguir reconstrucción perfecta, los cuatro filtros del banco de la Fig. 3.8 cumplen las siguientes relaciones:

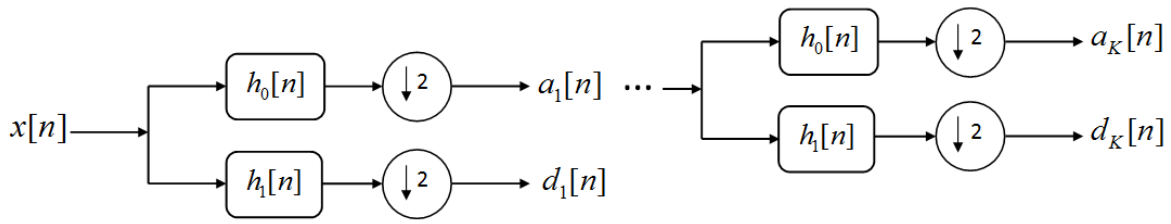
$$f_0[n] = (-1)^n h_1[n] \quad (3.71)$$

$$f_1[n] = (-1)^{n+1} h_0[n] \quad (3.72)$$

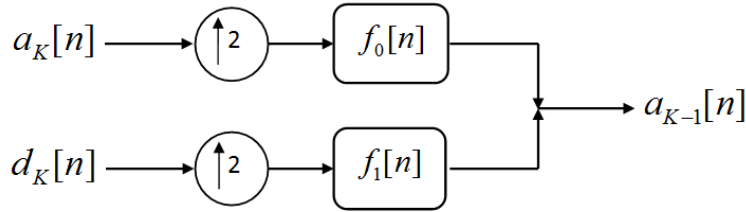
Algoritmo rápido para la DWT

En 1988, Mallat [42] desarrolló un algoritmo rápido y eficiente para la descomposición y reconstrucción de una señal mediante la DWT, denominado *Fast Wavelet Transform Algorithm*. El algoritmo de Mallat para la transformada wavelet discreta es un esquema clásico del procesamiento de señal conocido como codificador subbanda de dos canales usando filtros en cuadratura conjugados o filtros espejo en cuadratura, QMFs (Quadrature Mirror Filters). En el análisis mediante DWT de una señal, se usan los términos aproximación y detalle. Las aproximaciones son las componentes de baja frecuencia o escala alta de la descomposición, mientras que los detalles se corresponden con las componentes de alta frecuencia o escala baja de la misma. En esta tesis se obtiene la

descomposición DWT de una señal utilizando las funciones que Matlab proporciona en su librería Wavelet Toolbox. Por ello, para ajustarse a la nomenclatura y a los resultados obtenidos con las mismas, conviene realizar un cambio de notación respecto a la Fig. 3.9 y Fig. 3.10. En su lugar, el proceso de descomposición y reconstrucción de una señal mediante la DWT se realiza de acuerdo a la estructura que se ilustra gráficamente en la Fig. 3.11. En la Fig. 3.11(a) el subíndice K indica los niveles de descomposición de la DWT. En un k -ésimo nivel de descomposición, se obtienen los coeficientes de la



(a) Esquema de descomposición de K niveles.



(b) Esquema de reconstrucción.

Figura 3.11 – Ejemplo del cálculo de los coeficientes de aproximación y detalle en el algoritmo de Mallat.

aproximación, $a_k[n]$, y los coeficientes de los detalles, $d_k[n]$, donde $k = 1, \dots, K$. El algoritmo de reconstrucción empieza con los coeficientes $a_K[n]$ y $d_K[n]$ para obtener $a_{K-1}[n]$; a continuación, con $a_{K-1}[n]$ y $d_{K-1}[n]$ reconstruye $a_{K-2}[n]$, y así sucesivamente hasta finalizar con la obtención de la señal $x[n]$, tal como se muestra en la Fig. 3.11(b). En la Fig. 3.12 se muestra un ejemplo de la respuesta impulsiva y en frecuencia de unos filtros en cuadratura utilizados en el algoritmo de Mallat. La longitud de los filtros es $L = 16$.

En la Fig. 3.13 se muestra un ejemplo de descomposición de una serie temporal con tres componentes, oscilaciones rápidas debidas al ruido térmico, una componente de baja frecuencia o deriva y un evento que se manifiesta como una transición temporal abrupta en el instante $n = 1662$, con una amplitud de valor 3 y una duración de 50 muestras. Se ha hecho una descomposición de 6 niveles, obteniendo una componente de aproximación $A_6[n]$ y 6 componentes de detalle, $D_1[n] \dots D_6[n]$, esto es, $x[n] = A_6[n] + \sum_{k=1}^6 D_k[n]$. Las

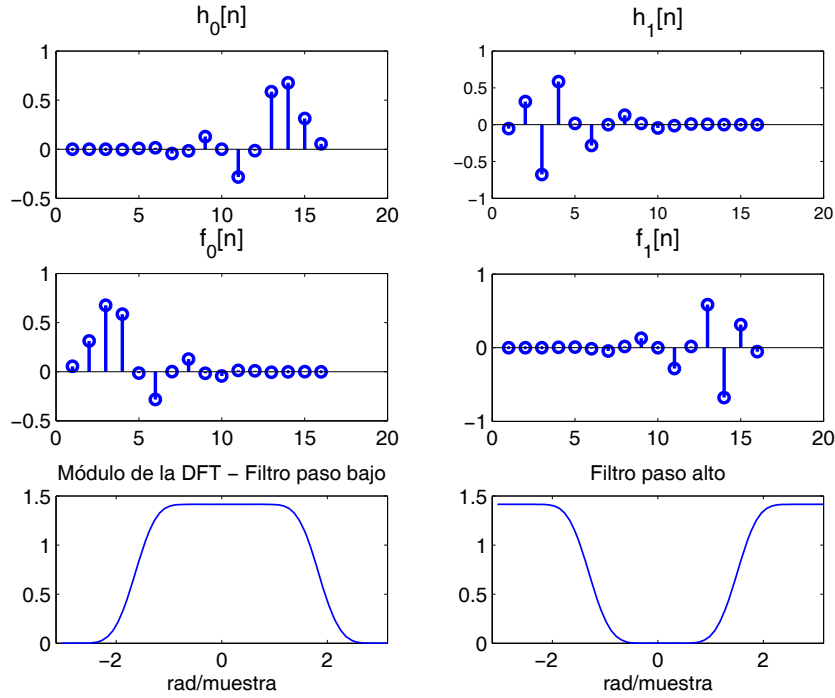


Figura 3.12 – Ejemplos de los filtros en cuadratura del algoritmo de Mallat.

señales de detalle $D_k[n]$ se reconstruyen a partir de los coeficientes de detalle $d_k[n]$, y la correspondiente señal de aproximación $A_6[n]$ se obtiene a partir de los coeficientes de aproximación $a_6[n]$.

3.4. Empirical Mode Decomposition (EMD)

El método EMD fue propuesto por Huang [21, 22] como una herramienta para descomponer de forma adaptativa una serie temporal. Fue concebido para el análisis de datos no estacionarios y no lineales. Para ello, se asume que cualquier serie temporal está formada por una colección de diferentes modos oscilatorios, denominados funciones de modo intrínseco, o IMF (Intrinsic Mode Functions), que también pueden considerarse como una colección de componentes AM-FM. El método se basa en la identificación, de forma totalmente empírica, de estos modos oscilatorios a partir de las escalas temporales de los datos. Así, EMD ofrece una ventaja importante respecto a otras técnicas de descomposición de la señal, dado que no requiere ninguna restricción ni conocimiento *a priori* de la señal, esto es, se basa en un mecanismo totalmente dependiente de los datos que no requiere ninguna base conocida.

Fue desarrollado originalmente para obtener la transformada de Hilbert de una señal. La transformada de Hilbert de las IMFs, lo que se conoce como transformada de Hilbert–Huang, proporciona una descomposición tiempo–frecuencia.

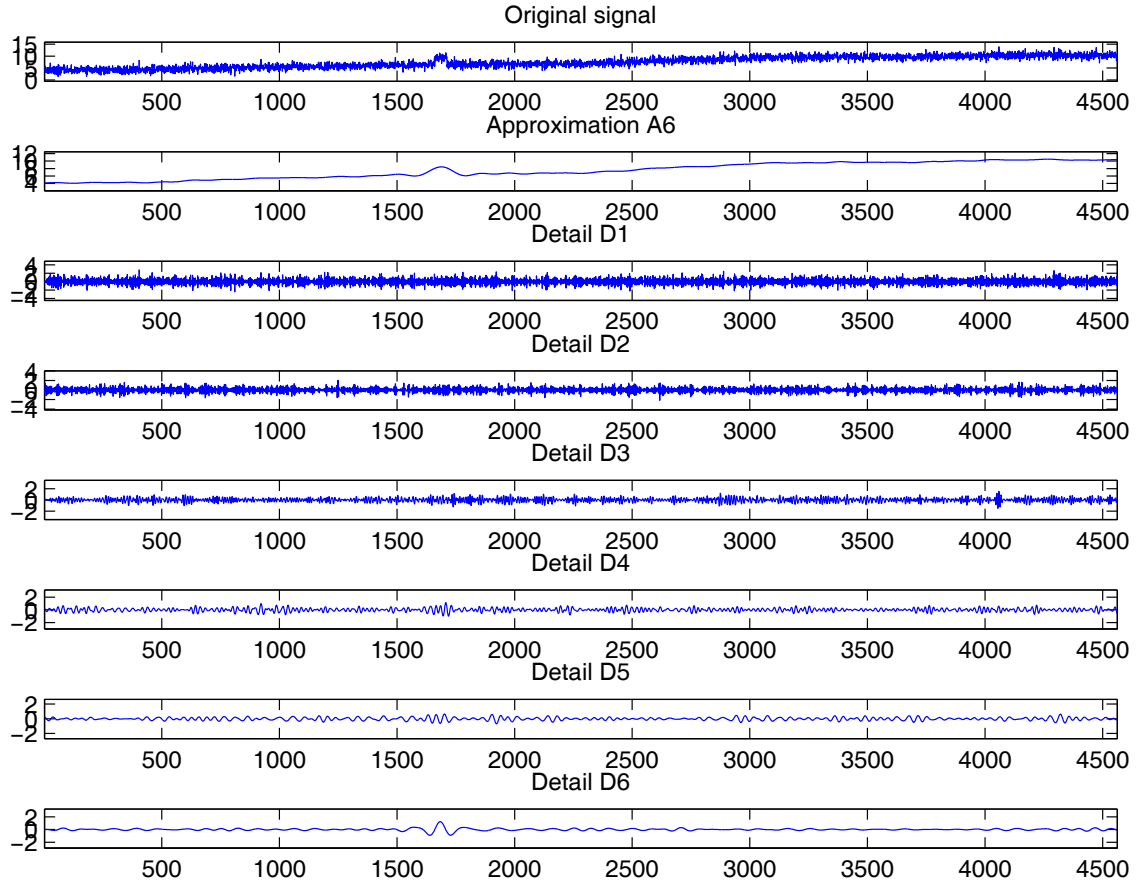


Figura 3.13 – Ejemplo de descomposición de una serie temporal mediante DWT utilizando el algoritmo de Mallat.

Una IMF se define como una función con un número igual de extremos y cruces por cero, con sus envolventes, definidas por los máximos y mínimos locales, siendo simétricas con respecto a cero. Representa un modo sencillo oscilatorio, como contrapartida a la función armónica utilizada en el análisis de Fourier. A continuación se presenta un breve resumen del algoritmo [2].

A partir de una señal $x[n]$, EMD identifica en primer lugar todos los máximos y mínimos locales. La interpolación mediante spline cúbico de los máximos y mínimos proporciona la envolvente superior $e_u[n]$ e inferior $e_l[n]$. La media se obtiene mediante $e_{m1}[n] = (e_u[n] + e_l[n]) / 2$ para obtener la primera proto-IMF $h_1[n]$, esto es, una posible IMF,

$$h_1[n] = x[n] - e_{m1}[n] \quad (3.73)$$

En la Fig. 3.14 se ilustra un ejemplo gráfico de la obtención de las envolventes superior e inferior de una señal y la correspondiente media: El procedimiento anterior se conoce como “sifting process” y se realiza de nuevo sobre $h_1[n]$ pues todavía contiene múltiples extremos y cruces por cero. Este proceso se aplica de forma repetitiva a la proto-IMF

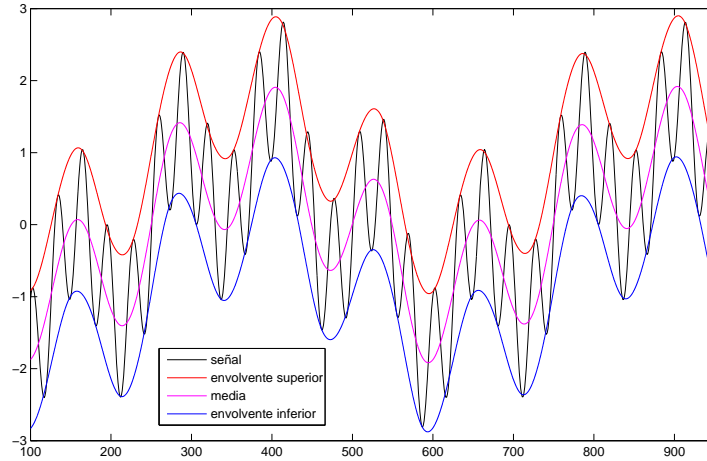


Figura 3.14 – Ejemplo de obtención de las envolvente superior e inferior de una señal y la correspondiente media.

$h_k[n]$ hasta que se alcanza una condición de finalización o parada, cuyo criterio comúnmente usado es la suma de diferencias SD , [21]:

$$SD = \sum_{n=0}^{N-1} \frac{|h_{k-1}[n] - h_k[n]|^2}{h_{k-1}^2[n]} \quad (3.74)$$

obteniendo así la primera IMF $c_1[n]$, la cual satisface la condición de IMF. El residuo, $q_1[n]$, se calcula como:

$$q_1[n] = x[n] - c_1[n]. \quad (3.75)$$

Hay que tener en cuenta que el residuo todavía contiene información útil. Se puede, por lo tanto, tratar el residuo como una nueva señal y aplicar el anterior procedimiento sucesivamente para obtener:

$$\begin{aligned} q_1[n] - c_2[n] &= q_2[n] \\ q_2[n] - c_3[n] &= q_3[n] \\ &\vdots \\ q_{L-1}[n] - c_L[n] &= q_L[n] \end{aligned} \quad (3.76)$$

El procedimiento termina cuando el residuo $q_L[n]$ es una función constante, una pendiente monotónica, o una función con sólo un extremo. Combinando las ecuaciones en (3.75) y (3.76) obtenemos la descomposición EMD de la señal original,

$$x[n] = \sum_{i=1}^L c_i[n] + q_L[n] \quad (3.77)$$

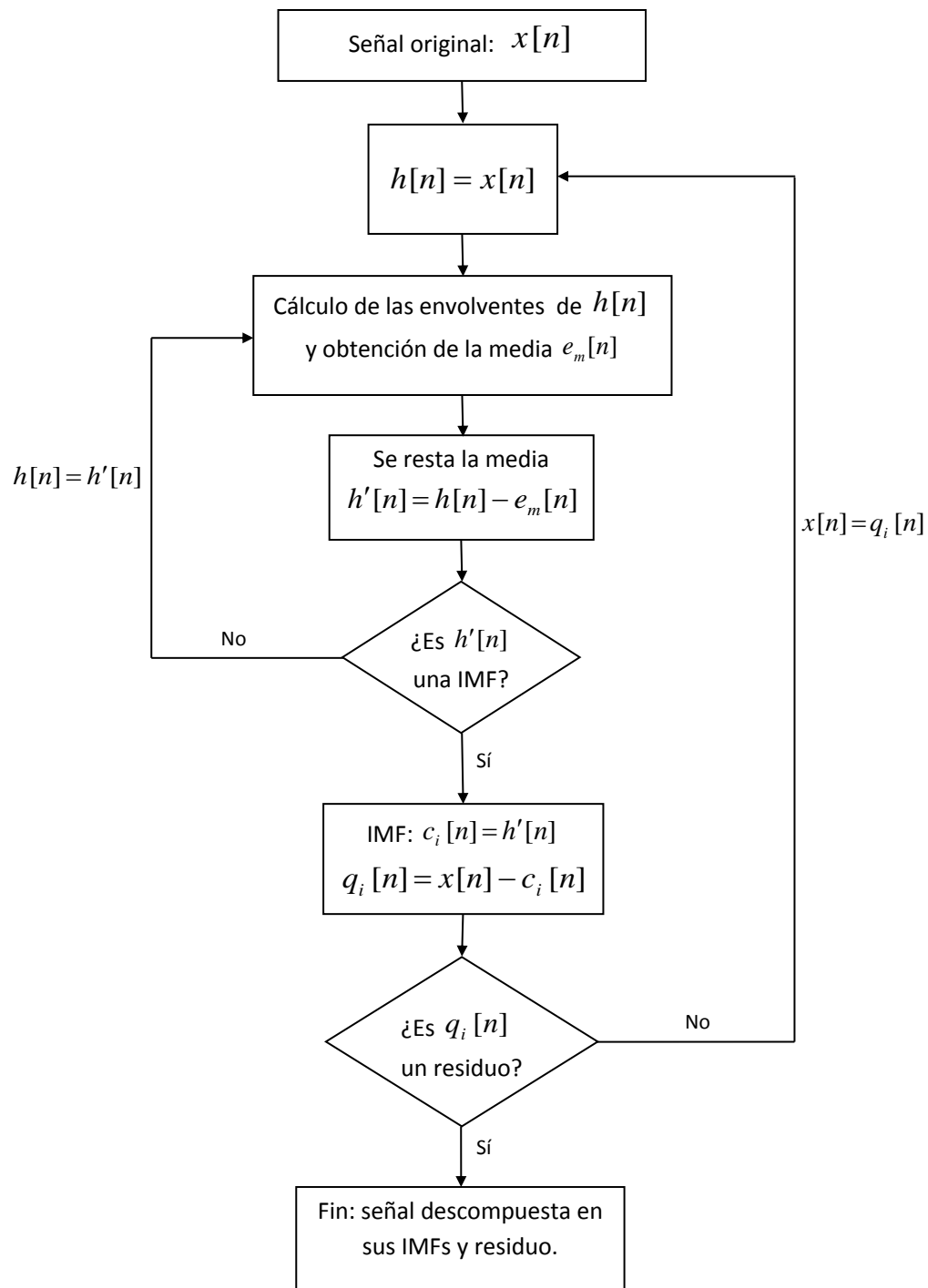


Figura 3.15 – Diagrama de flujo del algoritmo de descomposición EMD de una señal.

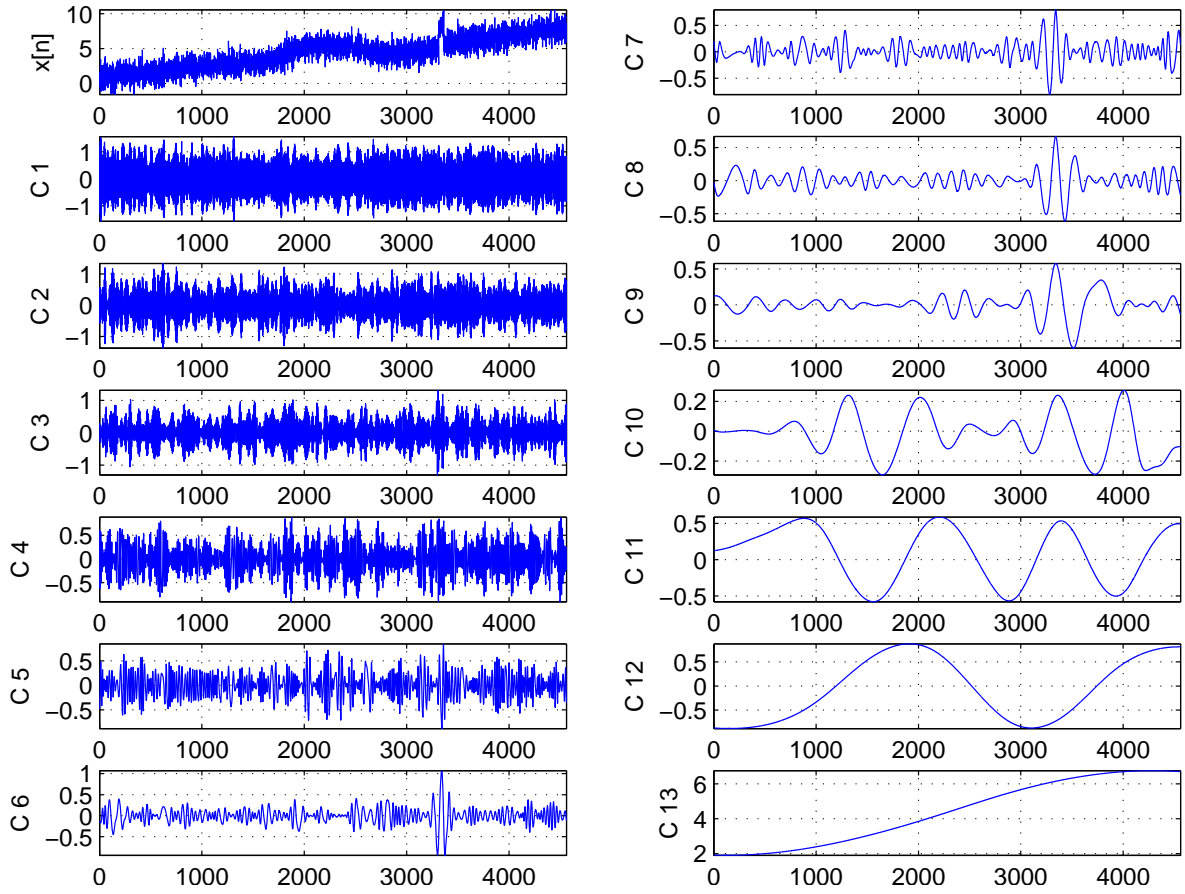


Figura 3.16 – Descomposición EMD de una observación típica $x[n]$. De arriba abajo, podemos observar la serie temporal original y sus correspondientes IMFs y el residuo, empezando desde el orden más bajo hasta el orden más alto.

Nos referiremos a $c_i[n]$ como la IMF de orden i -ésimo, por lo que si interpretamos EMD como un método de análisis tiempo-escala, las IMFs de orden más bajo se corresponden con las escalas finas y las de orden alto con escalas gruesas. En la Fig. 3.15 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo de descomposición EMD, y en la Fig. 3.16 se representa un ejemplo de descomposición EMD de una serie temporal obtenida a partir de un sensor IR [63, 64].

El método EMD tiene varias similitudes con la DWT, pues ambos descomponen la señal en fluctuaciones y tendencia o deriva:

$$x[n] = \begin{cases} \sum_{k=1}^L c_k[n] + q_L[n] & \text{para la descomposición mediante EMD} \\ \sum_{k=1}^K D_k[n] + A_K[n] & \text{para la descomposición mediante DWT} \end{cases} \quad (3.78)$$

En la ec. (3.78), $c_k[n]$ son las IMFs de la descomposición EMD y $q_L[n]$ el residuo de la misma. Asimismo, $D_k[n]$ son las señales de detalle y $A_K[n]$ es la correspondiente señal de aproximación de la descomposición DWT. Sin embargo, la descomposición EMD tiene unas características que la diferencian de otras descomposiciones como la DWT o la transformada de Fourier:

- Las escalas están predeterminadas para la DWT, mientras que en el caso de EMD son adaptativas y dependen sólo de la señal. La separación entre oscilaciones rápidas y lentas en EMD se hace mediante un análisis local basado en los extremos de la señal. En el caso de DWT, la separación entre los detalles y la aproximación se hace mediante un análisis global basado en un filtrado diádico.
- El proceso iterativo de EMD explora secuencialmente las escalas constitutivas de la señal.
- No es necesario asumir la naturaleza de las oscilaciones.
- La descomposición EMD se define como la salida de un algoritmo.

En esta tesis se utiliza la formulación básica de la descomposición EMD, aunque recientemente se han propuesto otros enfoques más avanzados, cuyo objetivo es minimizar algunos problemas inherentes al método estándar, como son la mezcla de modos (mode-mixing), donde una IMF contiene dos o más modos oscilatorios, y la dispersión de modos (mode-splitting), con modos oscilatorios dispersos en varias IMFs [44, 50]. Estos efectos se ilustran en la Fig. 3.17.

Sin embargo, tienen un coste computacional más alto que el EMD haciéndolos mucho menos atractivos para las aplicaciones que requieren ejecución en tiempo real y bajo coste. Estos dos métodos, EEMD y MEMD, serán analizados en la Subsección 5.3.2.

Uno de ellos es el método Ensemble EMD (EEMD) [88], que consiste en la adición de múltiples realizaciones de ruido blanco a la señal a procesar antes de ser descompuesta mediante el método EMD. La descripción del método EEMD es la siguiente:

- Partiendo de la señal $x[n]$, se generan distintas realizaciones de ruido, obteniendo un conjunto de señales $y_k[n] = x[n] + v_k[n]$, con $k = 1, 2, \dots, M$, donde cada $v_k[n]$ es una realización de ruido blanco gaussiano de media cero y desviación típica σ^2 .
- Se descompone mediante EMD simple cada una de las señales $y_k[n]$, obteniendo sus correspondientes IMFs, $c_{i,k}[n]$, $i = 1, 2, \dots, L$, y el residuo $q_{L,k}[n]$.
- Las IMFs con el mismo índice se promedian para obtener la i -ésima IMF del método EEMD, esto es, $c_i[n] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M c_{i,k}[n]$, y lo mismo sucede con los residuos,

$$q_L[n] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M q_{L,k}[n].$$

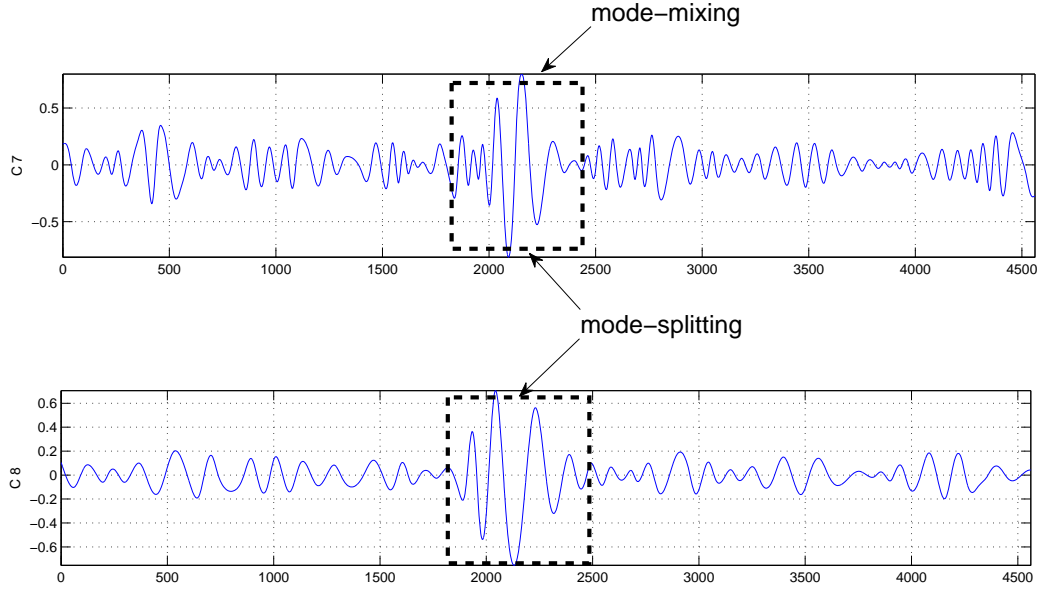


Figura 3.17 – Ilustración de los fenómenos de mode-mixing, en la gráfica superior, y de mode-splitting, en la gráfica inferior.

Otro enfoque alternativo es el método Multivariate EMD (MEMD) [44, 67–69], que ha sido propuesto recientemente para procesar una clase general de señales multivariantes con un número arbitrario de canales. Se procesa la señal de entrada en un dominio multidimensional, proyectándola a lo largo de diferentes direcciones en espacios n -dimensionales para el cálculo de la media local. Este paso es necesario ya que el cálculo de la media local, un paso crucial en el algoritmo EMD, es difícil de realizar debido a la falta de definición formal de máximos y mínimos en los dominios de dimensiones superiores. El código Matlab para procesar señales sintéticas y reales con el método MEMD está disponible en [43].

Coste computacional del método EMD

En [87] se hace un estudio exhaustivo del coste computacional de la descomposición EMD. El número total de operaciones involucradas en el proceso es:

$$n_{op} = 41 \cdot NS \cdot n_m \cdot N$$

siendo NS el número de procesos sifting process, N el número de muestras del registro temporal utilizado para cada píxel y n_m el número de IMFs de la descomposición. Puesto que el método EMD se comporta como un banco de filtros diádico [17]:

$$n_m = \log_2 N$$

de modo que:

$$n_{op} = 41 \cdot NS \cdot N \cdot \log_2 N = O(N \log_2 N)$$

Así, en el caso de una imagen de 16×16 píxeles, un tamaño de registro temporal de $N = 1024$ muestras y un número de procesos sifting process $NS = 10$, se requieren $n_{op} = 1,074790400 \cdot 10^9$ operaciones, una cantidad bastante elevada. Con procesadores de última generación de propósito general, como son, a modo de ejemplo:

- ARM CORTEX A5: 1,2 GIPS (Giga instrucciones por segundo) con un reloj de 800 MHz.
- Intel Core 2 Duo 2,4 GHz (2007): 2,403 GIPS.

se necesitaría un tiempo de ejecución en torno a 1 segundo. Para reducir este tiempo, pensando en su posible utilización en aplicaciones en tiempo pseudo-real, será necesario recurrir a hardware de altas prestaciones (procesadores avanzados, FPGAs, etc), lo que encarecería el sistema, o esquemas de procesamiento en paralelo. Además, habrá que emplear modernos compiladores de C/C++, Java, etc, para aprovechar al máximo los recursos hardware.

3.5. Eliminación del ruido

3.5.1. Mediante DWT

Una señal corrompida por ruido se puede escribir de la siguiente manera [30, 36]:

$$x[n] = d[n] + \sigma e[n] \quad (3.79)$$

En un modelo simple, $e[n]$ es ruido blanco gaussiano de media cero y desviación típica 1, $N(0, 1)$, y σ es la desviación típica del ruido. El objetivo será recuperar la señal sin ruido, $d[n]$ a partir de una versión ruidosa de la misma, $x[n]$. Para ello, se requiere la identificación de las componentes que contienen el ruido y la reconstrucción de la señal sin estas componentes. Esta operación se conoce como eliminación cruda, que se puede considerar una aproximación al problema, pues al descartar la información de alta frecuencia se pierde parte de las características de la señal, aquellas que tienen un comportamiento temporal rápido, como es el caso de un evento rápido. Con esta técnica de eliminación del ruido se introduce una distorsión en la forma de onda reconstruida.

Una aproximación al problema de eliminación de ruido consistiría en la reconstrucción parcial, esto es, reconstruir la señal prescindiendo de las componentes de detalle, que como puede observarse en la Fig. 3.13 contienen básicamente ruido. De este modo, la reconstrucción de la señal sería $\hat{x}_c[n] = A_6[n]$, cuyo resultado se representa en la Fig. 3.18. Se observa el efecto de distorsión anteriormente descrito.

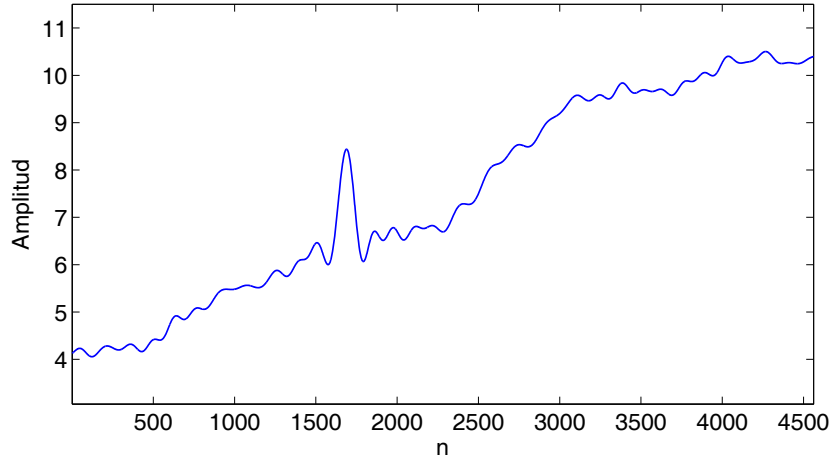


Figura 3.18 – Estimación de la señal de la Fig. 3.13 sin ruido, aplicando reconstrucción parcial.

La otra alternativa para la cancelación óptima del ruido consiste en la umbralización, en la cual sólo se descartan los coeficientes de las componentes de detalle cuyo valor absoluto no supera un cierto valor de umbral. El procedimiento general para eliminar ruido en una señal mediante la DWT consta de tres pasos:

1. Descomposición de la señal. Se elige una función wavelet y un nivel de descomposición N y se efectúa la descomposición de la señal.
2. Umbralización de los coeficientes de detalle de la descomposición. Para cada nivel desde 1 hasta N , se selecciona un umbral y se umbralizan los coeficientes de detalle $d_k[n]$, con $k = 1 \dots N$.
3. Reconstrucción de la señal sin ruido. Para ello, se utilizan los coeficientes de la aproximación del nivel N , $a_N[n]$, y los coeficientes del detalle modificados del paso anterior.

En el procedimiento anteriormente descrito, hay dos cuestiones a tener en cuenta:

- Elección del umbral. Se elige un umbral fijo de valor [13, 36]:

$$T_h = \sqrt{2 \cdot \ln(M) \cdot \sigma^2} \quad (3.80)$$

siendo M la longitud de la señal y σ^2 su varianza.

- Proceso de umbralización. Existen dos tipos de umbral: umbral duro y blando. El umbral duro es el método más simple:

$$U_{duro}(x) = \begin{cases} x & \text{si } |x| > T_h \\ 0 & \text{si } |x| \leq T_h \end{cases} \quad (3.81)$$

siendo T_h el valor del umbral. La descripción matemática del umbral blando es la siguiente:

$$U_{blando}(x) = \begin{cases} \text{sign}(x)(|x| - T_h) & \text{si } |x| > T_h \\ 0 & \text{si } |x| \leq T_h \end{cases} \quad (3.82)$$

En la Fig. 3.19 se representa un ejemplo de aplicación de ambos tipos de umbra-

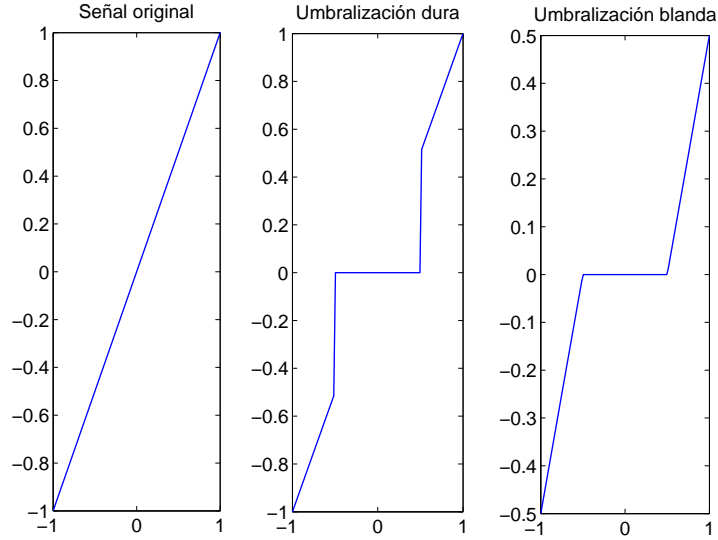


Figura 3.19 – Umbralización dura y blanda de una señal.

lización a una señal. La umbralización dura consiste en el proceso de poner a cero las muestras de señal cuyos valores absolutos son menores que el valor $T_h = 0,5$. Sin embargo, la umbralización blanda es una extensión de la anterior, poniendo en primer lugar a cero las muestras cuyo valor absoluto es menor que el umbral y posteriormente eliminando el pedestal introducido por el valor del umbral.

En la Fig. 3.20 se muestra el resultado de la cancelación de ruido mediante umbralización aplicada a la señal de la Fig. 3.13. Como puede verse, se obtiene una forma de onda menos distorsionada que en el caso representado en la Fig. 3.18, especialmente en la recuperación del evento.

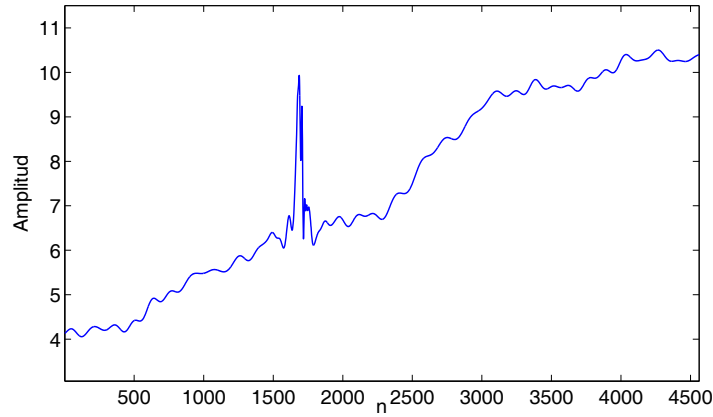


Figura 3.20 – Ejemplo de cancelación del ruido mediante umbralización de la descomposición DWT.

3.5.2. Mediante EMD

En la Fig. 3.16 se muestra un ejemplo de descomposición EMD de una serie temporal. La parte superior del gráfico muestra la señal $x[n]$ seguida por el conjunto de IMFs ordenados de menor a mayor orden. El ruido térmico, que se caracteriza por las variaciones más rápidas de la señal, está en su mayor parte concentrado en las IMFs de bajo orden de la descomposición EMD, mientras que la deriva, que se caracteriza por las variaciones lentas de la señal, está repartida en las últimas IMFs.

Una primera aproximación al problema de eliminación de ruido consiste en la reconstrucción parcial de la señal a partir de la descomposición EMD, prescindiendo de las IMFs que contienen el ruido, de forma análoga a lo descrito en la Subsección 3.5.1. Así, la eliminación cruda del ruido daría lugar a una estimación de la señal limpia de ruido dada por la siguiente expresión:

$$\hat{x}_c[n] = \sum_{i=K+1}^{L+1} c_i[n] \quad (3.83)$$

Por conveniencia, el residuo se ha considerado como la última IMF, $c_{L+1}[n] = q_L[n]$. En la ec. (3.83) se reconstruye la señal prescindiendo de las K primeras IMFs de la descomposición EMD, donde está concentrado el ruido. De nuevo, esta solución es una mera aproximación e introduce una gran distorsión en la detección de eventos rápidos, puesto que al eliminar las IMFs de alta frecuencia se pierde la información de las transiciones temporales rápidas.

Por lo tanto, se plantea una solución alternativa basada en la reconstrucción total de todas las IMFs umbralizadas de forma adecuada. En este sentido, se establece un

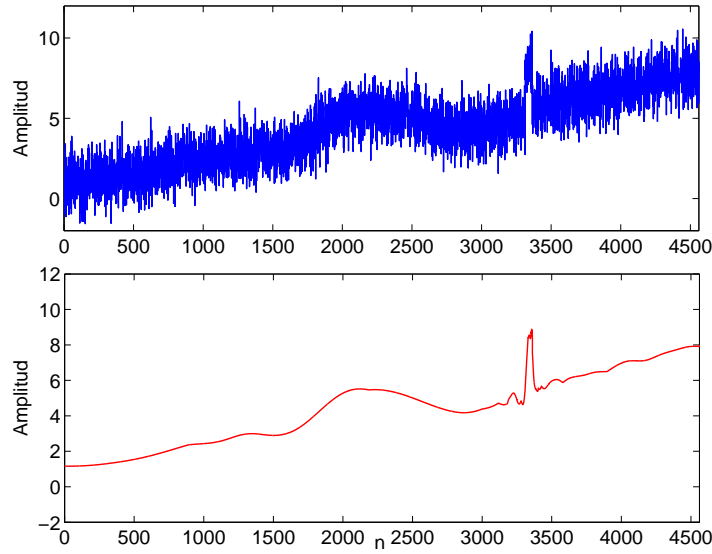


Figura 3.21 – Ejemplo de cancelación de ruido con el método EMD propuesto. De arriba a abajo, se puede observar la serie temporal original y su correspondiente versión sin ruido.

modelo donde el ruido y la deriva no se solapan entre sí en la expansión EMD:

$$x[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i[n] + \sum_{i=L-Q+2}^{L+1} c_i[n] \quad (3.84)$$

En la ec. (3.84), el ruido se distribuye en las $L-Q+1$ primeras IMFs de la descomposición, mientras que la deriva está concentrada en las Q últimas. Por lo tanto, mediante la umbralización de las $L-Q+1$ primeras IMFs se puede eliminar el ruido presente en la señal. Previo a la cancelación del ruido, hay que obtener el valor del parámetro Q que permite la separación de la señal como en la ec. (3.84). En la Sección 5.3 se explica con detalle el proceso. Una vez obtenido Q , se procede a efectuar la eliminación del ruido mediante umbralización en el dominio EMD. La estimación de la señal sin ruido se obtiene como sigue:

$$\hat{x}_c[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i^{(th)}[n] + \sum_{i=L-Q+2}^{L+1} c_i[n] \quad (3.85)$$

donde $c_i^{(th)}[n]$ es la i -ésima IMF umbralizada. Un ejemplo gráfico del método de cancelación del ruido descrito se muestra en la Fig. 3.21.

3.6. Métrica de evaluación de prestaciones

3.6.1. Tabla de contingencia

Sea $\hat{t}[n]$ la señal que se pretende detectar. Esta señal representa las anomalías respecto al fondo, de modo que un detector de eventos debe detectar máximos locales respecto a una señal de referencia considerada como el fondo de la escena. Cada máximo está asociado con una forma de onda que representa los instantes temporales en los que el píxel registra cambios. Por lo tanto, $\hat{t}[n]$ se utiliza para determinar si el píxel está registrando cambios. El objetivo de un método de detección es discernir entre los cambios en la escena que representan información de interés o movimiento, debidos a los blancos, y los originados por otras fuentes de distorsión como las originadas por el ruido y la deriva. Por lo tanto, si la señal $\hat{t}[n]$ es un indicador de eventos, su amplitud sólo será significativa en los instantes de aparición de un suceso que origina un cambio en la intensidad respecto a los demás instantes del registro temporal que se está procesando. Así, en esta tesis se considera que un píxel registra una identificación positiva si su amplitud sobrepasa el 50 % del máximo global de $\hat{t}[n]$:

$$\mathbb{P} = \{n \in [0, N - 1] \mid \hat{t}[n] \geq 0,5 \max(\hat{t}[n])\} \quad (3.86)$$

donde \mathbb{P} es el conjunto de detecciones positivas. La evaluación de prestaciones se lleva a cabo mediante un test, cuyo resultado se recoge en la tabla de contingencia o matriz de confusión, como se expone en la Tabla 3.1. Los términos involucrados en la tabla tienen

Tabla 3.1 – Tabla de contingencia o matriz de confusión.

	Hipótesis correcta: Sí hay blanco	Hipótesis correcta: No hay blanco	
Salida del test: Sí hay blanco	VP	FP	VPP
Salida del test: No hay blanco	FN	VN	VPN
	Se	Es	

el siguiente significado:

- VP: son los verdaderos positivos, los detectados correctamente.
- FP: describe los falsos positivos, es un error tipo I o falsa alarma.
- VN: indica los verdaderos negativos, los rechazados de forma correcta.
- FN: son los falsos negativos o error tipo II.

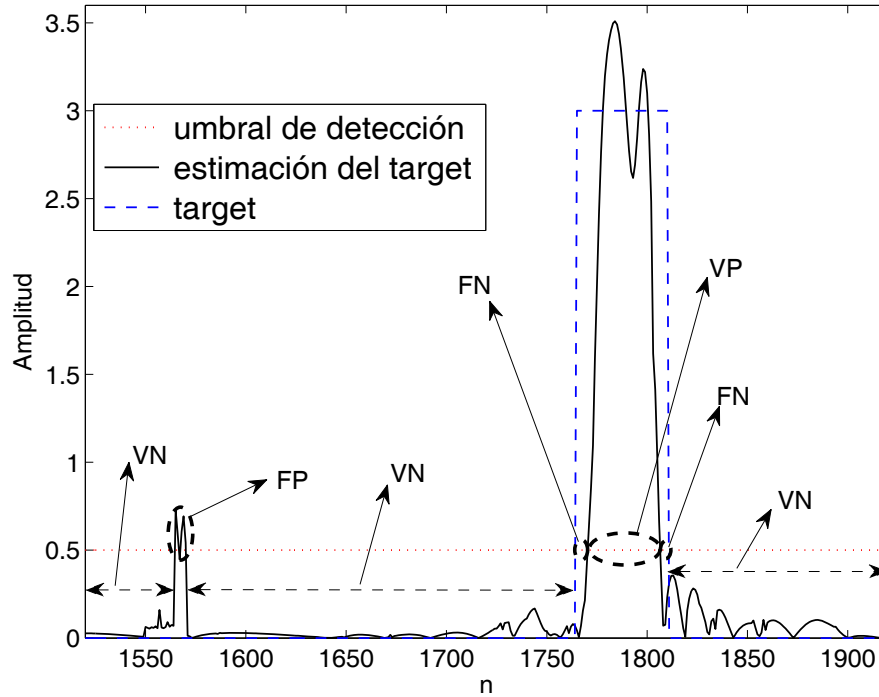


Figura 3.22 – Ejemplo de los distintos términos involucrados en la tabla de contingencia.

En la Fig. 3.22 se muestra un ejemplo gráfico de los distintos términos descritos involucrados en la tabla de contingencia. Se representan una máscara ideal de un blanco de amplitud constante de valor 3, de corta duración, desde el instante $n = 1764$ hasta el instante $n = 1811$, la señal estimada del mismo, y un umbral de detección (que en este caso no coincide con el descrito en la ec. (3.86), sino que se fija a un valor de 0,5). También se muestra un falso blanco que aparece en el instante $n = 1550$, que produce falsos positivos (FP). En la figura se indican los demás términos, VP , FN y VN .

Los parámetros de calidad comúnmente empleados son los siguientes que se definen a continuación:

- Se : es la sensibilidad, relación o tasa de verdaderos positivos, o probabilidad de detección, y expresa cuán “sensible” es un test a la presencia del blanco; indica la probabilidad de que la detección sea positiva cuando hay un blanco presente. Se define como sigue:

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.87)$$

- Es: especificidad o relación de verdaderos negativos, indica la probabilidad de que la detección sea negativa en ausencia de blanco. Se define como sigue:

$$Es = \frac{VN}{VN + FP} \quad (3.88)$$

- Se define la probabilidad de falsa alarma, P_{FA} , o tasa de falsos positivos, como la probabilidad de que la salida del test sea positiva en ausencia de blanco:

$$P_{FA} = \frac{FP}{FP + VN} = 1 - Es \quad (3.89)$$

- El valor predictivo positivo, VPP, indica la probabilidad de que haya un blanco cuando la salida del test es positiva, y se define como:

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.90)$$

- De forma análoga, se define el valor predictivo negativo, VPN, que indica la probabilidad de que no haya blanco cuando la salida del test es negativa, definido como:

$$VPN = \frac{VN}{VN + FN} \quad (3.91)$$

- Se define el cociente de verosimilitud positiva, CP+, o cociente de predicción positiva, que mide la capacidad para detectar la presencia de un blanco. Se calcula como el cociente entre la probabilidad de que la salida del test sea positiva cuando hay un blanco presente, y la probabilidad de que la salida del test sea positiva en ausencia de blanco. Cuanto mayor sea este parámetro, mejor será la capacidad de detección. Matemáticamente, se define de la siguiente manera:

$$CP+ = \frac{Pr(salida + | \exists Target)}{Pr(salida + | \nexists Target)} = \frac{Se}{1 - Es} = \frac{Se}{P_{FA}} \quad (3.92)$$

- Del mismo modo, se define el cociente de verosimilitud negativa, CP-, o cociente de predicción negativa, que mide la capacidad para detectar la ausencia de un blanco:

$$CP- = \frac{Pr(salida - | \nexists Target)}{Pr(salida - | \exists Target)} = \frac{Es}{1 - Se} = \frac{1 - P_{FA}}{1 - Se} \quad (3.93)$$

- Para no tener que manejar dos parámetros de calidad, como la sensibilidad y la especificidad, se puede analizar la capacidad de detección del test mediante un único parámetro, el índice de Youden, definido como:

$$Y = Se + Es - 1 \quad (3.94)$$

Representa la capacidad del método para detectar correctamente tanto los verdaderos positivos como los verdaderos negativos. Dado que $Y = Se + Es - 1 = Se - (1 - Es) = Se - P_{FA}$, refleja la diferencia entre la tasa de verdaderos positivos y la de falsos positivos. Su valor varía entre -1 y 1. El método es tanto mejor cuando el índice más se acerca a 1.

3.6.2. Distorsión de la forma de onda

Además de los parámetros de detección de la sección anterior, resulta interesante evaluar la fiabilidad de los métodos propuestos en la recuperación de la forma de onda. La sensibilidad (Se) representa la tasa de muestras del blanco detectadas, es decir, las que superan el valor de umbral establecido. Sin embargo, no se contabiliza la amplitud de las mismas, de modo que no aporta información respecto a la fiabilidad con la cual se reconstruye la señal del blanco. Si se pretende obtener el grado de distorsión introducida en la recuperación de la forma de onda del blanco, es necesario cuantificar la amplitud de la estimación del blanco, $\hat{t}[n]$.

Para ello, se define un nuevo parámetro, APR, “Average to Peak Ratio”, que calcula la relación entre el valor medio de las amplitudes de los blancos detectados (los verdaderos positivos) y la amplitud real del blanco utilizado en las simulaciones (el “ground truth”). De esta manera se cuantifica la distorsión en la forma de onda del blanco detectado.

$$APR = \frac{1}{N_T} \frac{\sum_{n=n_{Ton}}^{n_{Toff}} \hat{t}[n]}{A_{target}} \times 100 \% \quad (3.95)$$

Se calcula el valor medio del estimador del blanco $\hat{t}[n]$ en el intervalo de duración estimada del mismo, $[n_{Ton}, n_{Toff}]$, donde n_{Ton} y n_{Toff} son la primera y la última muestra donde aparece el blanco, y N_T es la longitud real del mismo. Para blancos con una forma de onda rectangular, como es el caso estudiado, el parámetro APR tiene un valor teórico del 100 %.

Capítulo 4

Diseño de una cámara IR de bajo coste basada en una FPA de PbSe

En este capítulo se describen aquellos aspectos más relevantes del diseño de una cámara IR de bajo coste basada en una FPA de PbSe. Esta cámara supone una plataforma para la obtención de una secuencia real de vídeo a partir de la cual se pueden evaluar distintas técnicas de procesamiento de señal. La restricción impuesta de bajo coste supone la eliminación de determinados elementos hardware, como el modulador mecánico de la radiación incidente, lo que condiciona el diseño de la electrónica de extracción de la señal. El capítulo finaliza con una descripción de la arquitectura de la cámara y la interconexión de los distintos dispositivos en la placa de componentes.

4.1. Avances en el desarrollo de detectores IR no refrigerados

El seleniuro de plomo (PbSe) policristalino fue uno de los primeros detectores IR utilizados durante la 2ª Guerra Mundial. Posteriormente, durante los años 50 y 60 se siguió investigando para intentar desarrollar dispositivos más sofisticados y complejos e intentar mejorar los procesos físicos de la fotoconducción. Estos esfuerzos dieron como resultado la tecnología estándar para el PbSe denominada CBD (Chemical Bath Deposition) [29, 45]. El PbSe policristalino tenía una serie de inconvenientes que limitaban su aplicación en sistemas de imagen IR, como son:

- Ruido $1/f$.
- Poca estabilidad a largo plazo.
- Mala uniformidad de la fotorrespuesta.
- Poca reproducibilidad.

A estos inconvenientes hay que añadir otros factores, como el escaso conocimiento del proceso de la fotoconducción, la aparición de nuevos y prometedores materiales sensibles a la radiación IR (InSb, SiPt, CMT, microbolómetros, QWIPs) y las limitaciones tecnológicas asociadas con la técnica CBD. Como consecuencia los esfuerzos de científicos y técnicos se desvió hacia otras direcciones, relegando el PbSe a unas pocas aplicaciones sencillas y muy específicas, de modo que en los años 70 la actividad investigadora sobre PbSe disminuyó considerablemente y sólo un número limitado de aplicaciones han mantenido viva la tecnología del PbSe durante los últimos 30 años, principalmente en Estados Unidos. Se trataba de detectores individuales, por su mala uniformidad, y aplicaciones de corta duración, debido a la deriva temporal de los detectores. Actualmente todavía se desconocen ciertos aspectos de la física de la fotoconducción, y los procesos estándar de fabricación han evolucionado muy poco, de modo que el mayor formato comercial disponible es un array lineal de 256 elementos.

Recientemente una tecnología innovadora para el procesamiento del PbSe policristalino ha sido desarrollada en el CIDA, denominada VPD (Vapour Phase Deposition) [40, 84–86]. Esta tecnología supera los inconvenientes más importantes del método CBD. Además, los efectos asociados a la naturaleza del material, como el ruido $1/f$ pueden minimizarse hoy en día mediante circuitería específica y las capacidades de procesamiento de la electrónica moderna. Todos estos aspectos hacen que el PbSe se convierta en una alternativa interesante para los sistemas de imagen MWIR modernos.

4.1.1. Evolución de los detectores no refrigerados

Durante los últimos 30 años la tecnología de los detectores IR ha evolucionado rápidamente, con un desarrollo y un grado de madurez difícil de imaginar hace unos años [65, 86]. El factor más importante que contribuyó a este desarrollo ha sido, sin lugar a dudas, la evolución de los detectores térmicos no refrigerados, esto es, los microbolómetros. Los avances tecnológicos alcanzados en estos detectores han hecho posible crear dispositivos capaces de funcionar a temperatura ambiente, un objetivo buscado durante muchos años.

La industria de detectores IR se centró en el desarrollo de detectores térmicos no refrigerados. El mercado está creciendo anualmente y se están haciendo grandes esfuerzos para mejorar las prestaciones y reducir los costes de fabricación. El objetivo es obtener sistemas de imagen IR con buenas prestaciones, esto es, imágenes nítidas y alta probabilidad de detección de los eventos de interés, orientados el mercado a gran escala en aplicaciones en las que se necesitan grandes cantidades de unidades de bajo coste (industria del automóvil, control de procesos, etc.). Se han hecho avances en los últimos años, pero todavía es necesario superar algunos inconvenientes. Durante los años 80 y 90, las compañías tecnológicas del mundo empezaron a desarrollar y comercializar detectores IR no refrigerados más baratos y con buenas prestaciones. Estos detectores eran

los microbolómetros, de manera que todavía en la actualidad el término no refrigerado es sinónimo de térmico.

Actualmente, numerosas compañías invierten una gran cantidad de recursos en la mejora de las prestaciones de los detectores y en la reducción de los costes de producción. Los detectores térmicos más populares son los microbolómetros de óxido de vanadio o de silicio amorfo. Se pueden encontrar en el mercado cámaras térmicas no refrigeradas con detectores de este tipo de hasta 640×420 píxeles. Para el mercado a gran escala todos los fabricantes han elegido un formato estándar de 160×120 elementos.

Existen distintas estrategias para la reducción de los costes de fabricación, pero las más importantes son: aumentar el tamaño de las obleas y reducir el tamaño del píxel y el array. Actualmente, la tecnología de los microbolómetros no refrigerados utiliza obleas de silicio de 8 pulgadas. El tamaño del píxel está limitado por razones fundamentales a unas $20 \mu\text{m}$ y ya se ha conseguido dicho tamaño tanto con la tecnología del óxido de vanadio como de silicio amorfo. Por lo tanto, las estrategias de reducción de costes van a ir encaminadas hacia dos líneas principales: encapsulados y ópticas más baratas.

Una parte importante del precio de una FPA es el coste de su encapsulado. La necesidad de aislar al detector para evitar la variación térmica del aire, hace que sea necesario garantizar buenas condiciones de vacío durante al menos 10 años. Se requieren encapsulados de alta calidad que incrementan el coste del sensor. En cuanto a la óptica, los microbolómetros operan en la banda LWIR y en esta banda la óptica es cara que en la banda MWIR.

De todo lo anterior se puede concluir que factores como el encapsulado y la óptica representan importantes factores que limitan la posibilidad de que los microbolómetros puedan utilizarse como detectores no refrigerados en sistemas IR para aplicaciones de bajo coste.

4.1.2. VPD PbSe: la solución para detectores MWIR de bajo coste

El seleniuro de plomo policristalino, PbSe, se utiliza desde hace tiempo para fabricar detectores de infrarrojo no refrigerados sensibles en la zona del espectro infrarrojo correspondiente a la ventana atmosférica existente entre las 3 y las $5 \mu\text{m}$. Este material es único para aplicaciones en las que alta velocidad de respuesta, robustez y bajo coste son factores fundamentales. El Centro de Investigación y Desarrollo de la Armada ha desarrollado una tecnología propia e innovadora para fabricar matrices de detectores de seleniuro de plomo policristalino, denominada VPD (Vapour Phase Deposition) [40, 84–86]. Esta tecnología, que utiliza técnicas clásicas en microelectrónica, presenta muchas ventajas si se compara con la basada en el uso de selenourea, CBD, desarrollada en EEUU durante los años 60 y su depósito por vía química, que es la comúnmente em-

pleada en los dispositivos comerciales. Las ventajas más importantes asociadas con la tecnología VPD son:

- Mayor estabilidad a largo plazo.
- Buena uniformidad de la fotorrespuesta.
- Sencillez y reproducibilidad.
- Compatible con la tecnología plana del silicio.
- Posibilidad de fabricar estructuras multicapa complejas tales como filtros interferenciales.
- Alta detectividad.

De esta manera, el PbSe obtenido con la nueva tecnología VPD se convierte en un interesante detector en la banda MWIR para aplicaciones de bajo coste.

4.2. Fundamentos de la arquitectura de la cámara IR

Uno de los aspectos más importantes en la arquitectura de una cámara es el diseño de los preamplificadores, que deben extraer la señal debida a la radiación incidente, separándola de la corriente de oscuridad o componente continua debida a la polarización del detector.

La corriente que circula por el detector tiene dos componentes:

- Un valor de reposo en ausencia de radiación, denominado corriente de oscuridad.
- Una componente alterna proporcional a la radiación incidente.

Ello es debido a que, en condiciones de oscuridad, el detector tiene una resistencia de valor R_{dark} , típicamente en torno a 1 M Ω . Cuando el detector absorbe los fotones de la radiación incidente sobre él, aumenta su conductividad, o lo que es lo mismo, disminuye su resistencia, en un valor ΔR , tal como se explica en la Subsección 2.7.2. La disminución de la resistencia con la radiación suele ser muy pequeña, típicamente del orden del 1 %, lo que implica unas variaciones de intensidad muy pequeñas que dificulta su extracción. Sea el esquema electrónico básico de extracción de la señal que se muestra en la Fig.4.1. La corriente que circula a través del detector, i , es:

$$i = \frac{V_{bias}}{R_{detector}} = \frac{V_{bias}}{R_{dark} - \Delta R(\phi)} = \frac{V_{bias}}{R_{dark}} \frac{1}{\left(1 - \frac{\Delta R(\phi)}{R_{dark}}\right)} \quad (4.1)$$

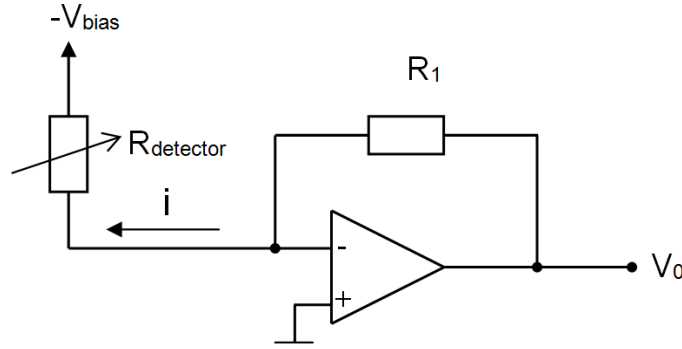


Figura 4.1 – Esquema electrónico básico de extracción de la señal IR.

Utilizando la condición de que la variación en la resistencia del detector debido a la radiación incidente, $\Delta R(\phi)$, es muy pequeña respecto a su valor nominal en ausencia de radiación, R_{dark} , esto es, $\frac{\Delta R}{R_{dark}} \ll 1$, podemos utilizar la siguiente aproximación:

$$\frac{1}{1 - \frac{\Delta R}{R_{dark}}} \approx 1 + \frac{\Delta R}{R_{dark}} \quad (4.2)$$

con lo cual podemos reescribir la ec. (4.1) de la siguiente manera:

$$i = \frac{V_{bias}}{R_{dark}} \left(1 + \frac{\Delta R}{R_{dark}} \right) = I_{dark} + i_{ph} = I_{DC} + i_{ph} \quad (4.3)$$

donde la componente continua debida a la corriente de oscuridad es:

$$I_{dark} = I_{DC} = \frac{V_{bias}}{R_{dark}} \quad (4.4)$$

y la componente de señal debida a la radiación es:

$$i_{ph} = i_{AC} = \frac{V_{bias}}{R_{dark}} \cdot \frac{\Delta R}{R_{dark}} \quad (4.5)$$

de modo que la señal es muy pequeña comparada con la componente continua de polarización, esto es, $i_{ph} \ll I_{dark}$.

A continuación se plantea la detección de señales débiles. Supongamos una señal sinusoidal de 10 nV de amplitud y frecuencia 10 kHz. Es necesario amplificarla para poder detectarla con fiabilidad. Existen varias alternativas, que pasamos a describir:

- Un amplificador de bajo ruido, con un ruido a la entrada con una desviación típica de valor $\sigma_{ni} = 5 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}}$. Si el ancho de banda del amplificador es $B = 100 \text{ kHz}$ y la ganancia es $G = 1000$, a la salida habrá una señal de amplitud $V_s = 10 \text{ } \mu\text{V}$ y

un ruido de banda ancha de valor $\sigma_{no} = 5 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}} \cdot \sqrt{100 \text{ kHz}} \cdot 1000 = 1,6 \text{ mV}$. En este caso sería muy difícil extraer la señal puesto que la relación señal a ruido es muy pequeña.

- Un filtro paso banda colocado a continuación del amplificador. Si el filtro paso banda tiene un factor de calidad $Q = 100$ (un filtro muy selectivo) y está centrado en la frecuencia $f = 10 \text{ kHz}$, cualquier señal en un ancho de banda de 100 Hz ($10 \text{ kHz}/Q$) será extraída. A la salida del filtro tendremos un ruido de valor $5 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}} \cdot \sqrt{100 \text{ Hz}} \cdot 1000 = 50 \mu\text{V}$, mientras que la amplitud de la señal se mantiene con un valor de $10 \mu\text{V}$. El ruido sigue siendo todavía mayor que la señal, con lo cual no es posible hacer una medida precisa. Como puede verse, utilizando simplemente un valor de amplificación alto no es posible eliminar la influencia del ruido. Será necesario pues utilizar otra estrategia.
- El método comúnmente utilizado para separar señales AC muy pequeñas comparadas con la componente DC de la polarización, así como para minimizar los efectos del ruido, es la modulación mecánica de la radiación incidente, que usualmente se realiza con un disco ranurado girando a velocidad constante delante del sistema óptico. Mediante este modulador mecánico, conocido como “chopper”, se hace una traslación espectral de la señal a detectar, pudiendo separarse de la componente continua. Si además se hace una detección coherente filtrando con un ancho de banda muy pequeño, se reduce drásticamente la influencia del ruido.

Un amplificador lock-in incluye un detector de fase para extraer la componente de la señal a una determinada frecuencia de referencia, según el esquema de la Fig. 4.2. Las señales a frecuencias distintas de la de referencia, así como el ruido, serán rechazadas y no afectarán a la medida. El detector de fase puede detectar la señal a la frecuencia de 10 kHz con un ancho de banda muy pequeño, supongamos en este caso $0,01 \text{ Hz}$. El ruido tiene un valor de sólo $0,5 \mu\text{V}$ ($5 \text{ nV}/\sqrt{\text{Hz}} \cdot \sqrt{0,01 \text{ Hz}} \cdot 1000$), mientras que la amplitud de la señal seguirá siendo de $10 \mu\text{V}$. Se tiene así una relación señal a ruido de valor 20, lo que permite que la detección sea posible.

Los fundamentos del amplificador lock-in se detallan a continuación. Sea la señal incidente sobre el detector:

$$s(t) = V_{s\text{sen}}(\omega_s t + \theta_s) \quad (4.6)$$

El lock-in utiliza una señal interna sinusoidal de referencia:

$$l(t) = V_{L\text{sen}}(\omega_L t + \theta_r) \quad (4.7)$$

El amplificador lock-in amplifica la señal y la multiplica por la señal de referencia mediante el detector de fase. La salida del detector de fase es:

$$V_{psd}(t) = V_{s\text{sen}}(\omega_s t + \theta_s) \cdot V_{L\text{sen}}(\omega_L t + \theta_r) \quad (4.8)$$

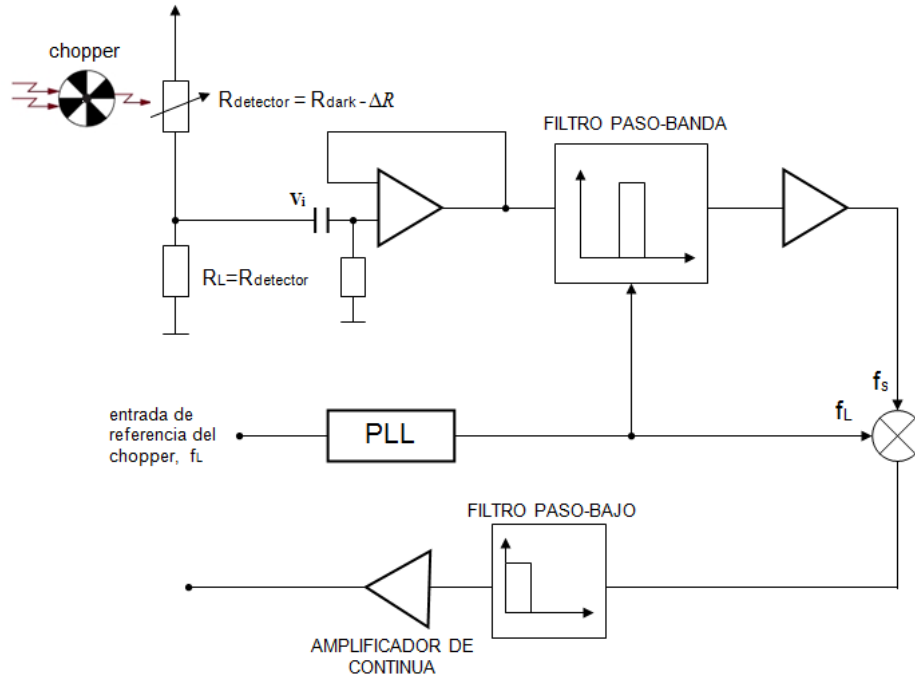


Figura 4.2 – Esquema de detección mediante un amplificador lock-in.

$$V_{psd}(t) = \frac{1}{2}V_s V_L \cos([\omega_s - \omega_L]t + \theta_s - \theta_r) - \frac{1}{2}V_s V_L \cos([\omega_s + \omega_L]t + \theta_s + \theta_r) \quad (4.9)$$

Si $\omega_s = \omega_L$ y la salida del detector de fase se pasa a través de un filtro paso bajo, la salida del filtro será:

$$V_{out} = \frac{1}{2}V_s V_L \cos(\theta_s - \theta_r) \quad (4.10)$$

una señal continua proporcional a la amplitud de la señal. Se requiere por lo tanto que la señal de referencia tenga la misma frecuencia que la señal a detectar, esto es, $\omega_s = \omega_L$. Además la diferencia de fase entre ambas señales debe ser constante para que el término $\cos(\theta_s - \theta_r)$ no varíe con el tiempo. Esto se lleva a cabo mediante un circuito enganchado en fase, PLL (Phase Locked Loop). Para evitar que la salida del filtro paso bajo dependa de la diferencia de fase entre las señales, se añade un segundo detector de fase con una señal de referencia desfasada $\frac{\pi}{2}$ respecto a la otra señal de referencia $V_L \sin(\omega_L t + \theta_r + \frac{\pi}{2})$. De este modo, las salidas filtradas paso bajo serán:

$$\begin{aligned} V_{out1} &= \frac{1}{2}V_s V_L \cos(\theta_s - \theta_r) \\ V_{out2} &= \frac{1}{2}V_s V_L \sin(\theta_s - \theta_r) \end{aligned} \quad (4.11)$$

V_{out1} es la componente en fase y V_{out2} es la componente en cuadratura. A partir de estas dos componentes puede obtenerse una señal proporcional a la amplitud de $s(t)$ e independiente de la diferencia de fase $(\theta_s - \theta_r)$. Para ello es necesario extraer la amplitud

mediante la siguiente operación:

$$\sqrt{V_{out1}^2 + V_{out2}^2} \propto V_s \quad (4.12)$$

Por razones de falta de espacio, robustez, reducción de coste y complejidad, en cámaras de bajo coste es necesario prescindir de la modulación mecánica de la radiación, sustituyéndola por circuitería electrónica acoplada en continua. Con un diseño electrónico y algoritmos de acondicionamiento de la señal apropiados, es posible extraer señales muy débiles, con muy baja relación señal a ruido. En este sentido, como resultado de mi trabajo en el CIDA, se ha desarrollado una pequeña cámara sin elementos móviles, capaz de leer matrices de PbSe de 16×16 detectores [52–60]. En la sección siguiente se describen los fundamentos de la cámara, basada en un esquema electrónico acoplado en continua.

4.2.1. Eliminación de la corriente de oscuridad

Es necesario separar la corriente debida a la señal de la corriente de oscuridad mediante una electrónica acoplada en continua. En la Fig. 4.3 se muestra la celda básica del preamplificador utilizado para detectar la señal en cada uno de los pixeles de la FPA en la cámara desarrollada. La cámara dispone de 2 convertidores digital–analógicos (DAC) AD7228 de 8 bits y 8 canales de salida, cuya misión es reducir la corriente que circula por los integradores, logrando de esta manera el acondicionamiento de la señal de los detectores, que supone un proceso de primordial importancia denominado fase de calibración.

Se realiza un primer ajuste grueso mediante las resistencias $R_{ajuste\ grueso}$, seguido de un segundo ajuste fino, empleando conjuntamente los DACs y las resistencias $R_{ajuste\ fino}$, para reducir de forma progresiva la corriente I_{int} que circula por el amplificador, ajustando de esta manera la tensión de salida al margen dinámico del convertidor analógico–digital (ADC), definido como el intervalo de tensiones a su salida, desde 0 V hasta la tensión de alimentación del mismo, 5 V.

Se dispone de 16 amplificadores de transimpedancia IVC102 para integrar la corriente de los detectores y proporcionar a su salida una tensión de acuerdo con la fórmula:

$$V_o = \frac{1}{C} \int_0^T i_{int} dt \quad (4.13)$$

esto es, la salida del integrador es proporcional al valor medio de la corriente durante el tiempo de integración. La tensión máxima de salida de los amplificadores es su tensión de alimentación, $V_+ = 7V$. Si la corriente es aproximadamente constante durante la integración, la salida será:

$$V_o = I_{int} \cdot \frac{T}{C} \quad (4.14)$$

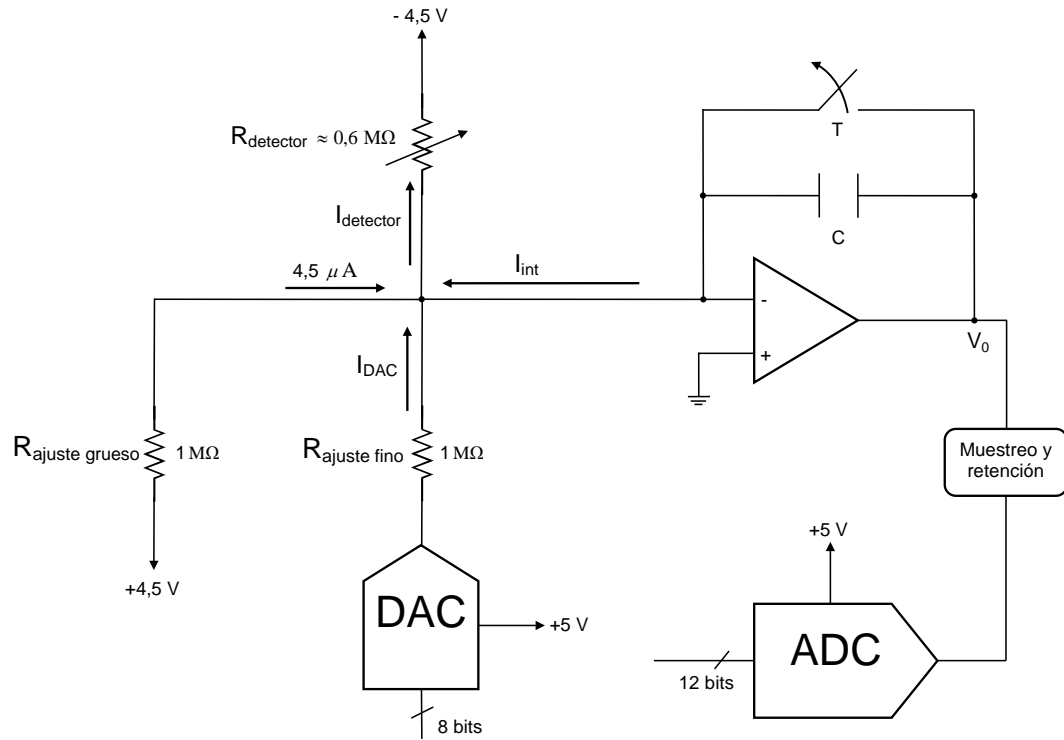


Figura 4.3 – Esquema electrónico para la calibración de un detector de la FPA.

siendo I_{int} la corriente que circula por el amplificador. En la Fig. 4.4, esta corriente se denomina I_{IN} . El parámetro T es el tiempo de integración, controlado por el usuario y que permite ajustar la ganancia, y C es la capacidad de los condensadores del integrador, cuyo valor es 100 pF. El proceso de reducción de la corriente I_{IN} se realiza mediante los dos interruptores S_1 y S_2 de la Fig. 4.4, activos a nivel bajo (0 V) y cuyo funcionamiento se describe en la Fig. 4.5.

- La operación de reseteo, esto es, la puesta de la tensión de salida V_o a 0 V se lleva a cabo mediante la apertura de S_1 y el cierre simultáneo de S_2 .
- La operación de integración se realiza mediante el cierre de S_1 y la apertura simultánea de S_2 . Controlando el tiempo durante el cual estos dos interruptores están en estas posiciones, se obtienen distintos valores de la tensión de salida V_o .

La reducción de la corriente en el integrador se conoce como etapa de calibración del sistema. El objetivo es obtener una tensión a la entrada del ADC de un valor fijado por

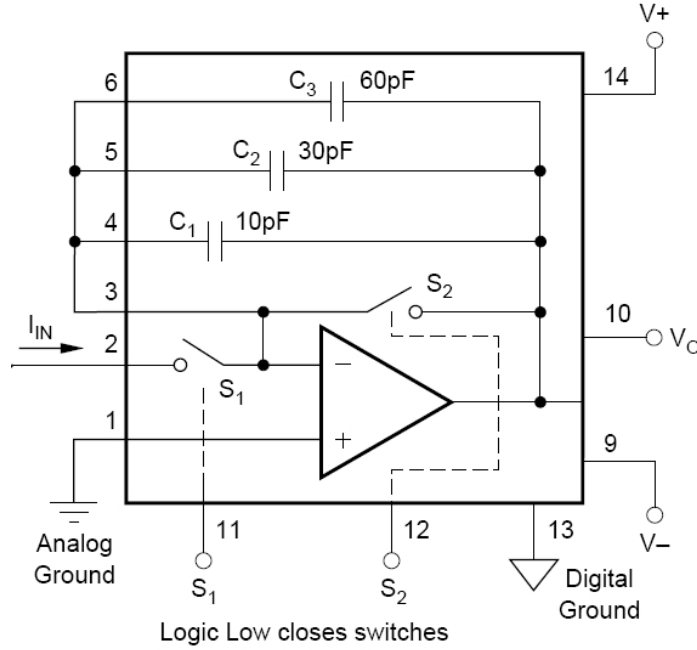


Figura 4.4 – Esquema del amplificador de transimpedancia IVC102.

el usuario, generalmente en torno a la mitad del margen dinámico del ADC, para cada uno de los detectores de la FPA.

4.2.2. Calibración del sistema

En la Fig. 4.3 se representa un esquema para la calibración de un detector de una FPA. El preamplificador, que consiste en un amplificador operacional, integra la corriente I_{int} durante un intervalo temporal de T segundos, controlado por un interruptor, de modo que a su salida habrá una tensión:

$$V_o = I_{int} \cdot \frac{T}{C} \quad (4.15)$$

Si se fija una tensión de salida para la calibración del sistema de valor $V_o = 3$ V, puesto que la tensión de alimentación del ADC es de 5 V, se permite una amplitud de la señal debida al blanco de 2 V hasta que el convertidor se sature alcanzando el valor máximo permitido a su entrada, 5 V. Si se elige un valor de $T = 1$ ms y $C = 100$ pF, la ganancia del amplificador es:

$$G = \frac{T}{C} = 10^7 \Omega \quad (4.16)$$

Esta ganancia se aplicará tanto a la fotocorriente de la señal como a la componente continua de la corriente de oscuridad. Para obtener a la salida del integrador una tensión

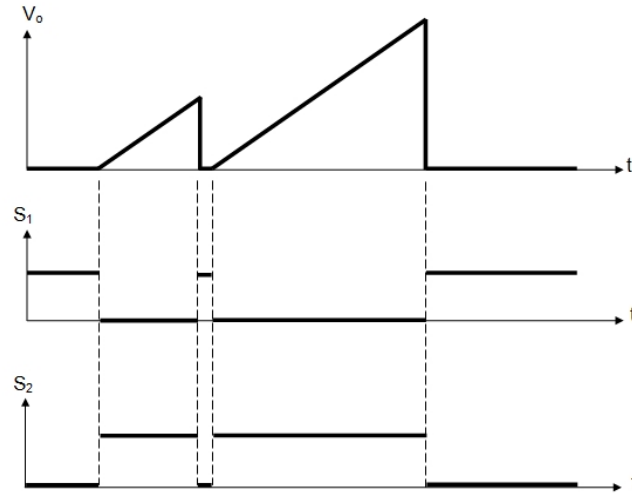


Figura 4.5 – Secuencia temporal de las señales de control del integrador IVC102.

$V_o = 3 \text{ V}$, la corriente que circula por el mismo deberá tener un valor:

$$I_{int} = \frac{3}{10^7} = 0,3 \mu\text{A}$$

En el esquema representado en la Fig. 4.3, si se prescinde de las resistencias de ajuste grueso y de ajuste fino, la corriente I_{int} , que en este caso coincide con la corriente que circula por el detector, tendrá un valor:

$$I_{int} = \frac{4,5 \text{ V}}{0,6 \text{ M}\Omega} = 7,5 \mu\text{A}$$

de modo que la tensión a la salida del integrador será:

$$V_o = 7,5 \mu\text{A} \cdot 10^7 = 75 \text{ V}$$

que es una tensión demasiado alta que provoca la saturación del integrador. De ahí la necesidad de reducir la corriente I_{int} del amplificador. Para ello, se utilizan las resistencias de ajuste grueso y de ajuste fino, y los DACs. La resistencia de ajuste grueso realiza un primer ajuste de la corriente de polarización del detector. Se ha elegido una resistencia de ajuste grueso de un valor distinto a la resistencia nominal del detector por estas razones:

- No siempre es posible disponer de valores similares para las resistencias del detector y las resistencias de ajuste.
- Además, los valores de la resistencia nominal de los detectores de una FPA presentan una gran dispersión.

En el circuito de la Fig. 4.3, de los $7,5 \mu\text{A}$ de la corriente de polarización del detector, la resistencia de ajuste grueso reduce $4,5 \mu\text{A}$, de modo que circula por el amplificador una corriente de $3 \mu\text{A}$, un valor todavía excesivo. Para reducir el exceso de corriente, se utilizan las resistencias de ajuste fino y el DAC. El DAC tiene 8 bits de entrada, con lo cual las combinaciones binarias toman valores desde 00000000 hasta 11111111, o en decimal $n \in [0 - 255]$. La tensión a la salida del DAC es:

$$V_{DAC} = 5 \frac{n}{255} \text{ V}$$

Puesto que el DAC se alimenta con una tensión de 5 V, las tensiones de salida toman valores comprendidos entre 0 V y 5 V con el número decimal $n = 255$ a su entrada. A la salida del DAC hay una resistencia de ajuste fino de valor $1 \text{ M}\Omega$, con lo que la corriente I_{DAC} tendrá un valor:

$$I_{DAC} = \frac{5 \frac{n}{255} \text{ V}}{1 \text{ M}\Omega} = 5 \frac{n}{255} \mu\text{A}$$

La corriente que circula por el detector tiene un valor $I_{detector} = 7,5 \mu\text{A}$, la resistencia de ajuste grueso aporta una corriente de $4,5 \mu\text{A}$, y la corriente $I_{int} = 0,3 \mu\text{A}$. Por lo tanto, la corriente que circula por la resistencia de ajuste fino, I_{DAC} , deberá tener un valor:

$$I_{DAC} = 7,5 - 4,5 - 0,3 = 2,7 \mu\text{A}$$

En la fase de calibración del sistema, se introduce secuencialmente una combinación binaria a la entrada del DAC, empezando en 00000000, hasta que la corriente proporcionada por el DAC sea $I_{DAC} = 2,7 \mu\text{A}$. En este instante la tensión de salida del amplificador tendrá el valor establecido de 3 V y finalizará la fase de calibración del detector. Cuando todos los detectores estén calibrados, se inicia la fase de adquisición. En esta fase, la radiación incidente sobre los detectores provoca un incremento de la corriente que circula por los mismos, $I_{detector}$. Esto implica el correspondiente aumento de la corriente I_{int} , que se traduce en la subida de la tensión de salida del amplificador respecto al valor de reposo obtenido en la fase de calibración.

Para obtener una corriente $I_{DAC} = 2,7 \mu\text{A}$ se necesita a la entrada del DAC el siguiente valor decimal:

$$n = \frac{2,7 \mu\text{A} \cdot 255}{5 \mu\text{A}} = 137,7$$

El proceso de calibración finaliza tras 138 pasos o iteraciones, con la combinación binaria 10001010.

Limitaciones del proceso de calibración

Debido a la precisión finita tanto del DAC como del ADC, se establecerá un margen de tensiones en el ADC para la calibración de cada detector de la FPA. Un ejemplo se presenta en la Fig. 4.6, en la cual la condición de calibración es una tensión a la

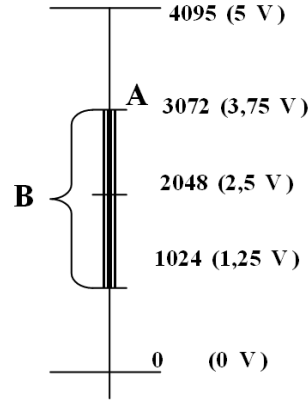


Figura 4.6 – Ejemplo de margen de calibración en el ADC.

entrada del ADC menor o igual que $V_A = 3,75 \text{ V}$. Existen ciertas condiciones que deben cumplirse para una correcta calibración del sistema. Ello implica restricciones sobre el valor de las resistencias $R_{DAC} = R_{ajuste\ fino}$ con las que se puede calibrar un detector de resistencia nominal $R_{detector}$. Estas condiciones son:

- Antes de que el DAC se desborde, esto es, antes de que a la entrada del DAC haya una combinación binaria 11111111, $n = 255$ en decimal, el sistema debe ser capaz de reducir la corriente a un valor menor o igual que el valor de reposo establecido $I_{int} \leq \frac{V_A}{G}$, esto es:

$$\frac{4,5 \text{ V}}{R_{detector}} - 4,5 \text{ } \mu\text{A} - \frac{5 \text{ V}}{R_{DAC}} \leq I_{int} \quad (4.17)$$

$$R_{DAC} \leq \frac{5 \text{ V}}{\frac{4,5 \text{ V}}{R_{detector}} - 4,5 \text{ } \mu\text{A} - I_{int}}$$

- Por otra parte, debido a la precisión finita de los DACs (8 bits), la resistencia R_{DAC} no puede ser menor que un determinado valor. Este valor viene fijado por la condición de que un paso de corriente del DAC produzca un salto de nivel en el ADC menor que el margen B marcado como condición de calibración (véase la Fig. 4.6). Por lo tanto: $B=2,5 \text{ V} \Rightarrow I_{\Delta DAC} = 0,25 \text{ } \mu\text{A}$ será la corriente producida por cada paso del DAC.

$$\frac{5 \text{ V}}{255 \cdot R_{DAC}} = I_{\Delta DAC} \leq 0,25 \text{ } \mu\text{A} \quad (4.18)$$

$$R_{DAC} \geq \frac{5 \text{ V}}{255 \cdot 0,25 \text{ } \mu\text{A}} \quad (4.19)$$

$$(4.20)$$

Por lo tanto, la resistencia a la salida de los DACs debe estar comprendida en el margen:

$$\frac{5 \text{ V}}{255 \cdot 0,25 \text{ } \mu\text{A}} \leq R_{DAC} < \frac{5 \text{ V}}{\frac{4,5 \text{ V}}{R_{detector}} - 4,5 \text{ } \mu\text{A} - I_{\text{int}}} \quad (4.21)$$

Esto es, dado un valor de resistencia R_{DAC} , el sistema es capaz de calibrar detectores con valores nominales de resistencia en el margen:

$$R_{detector} \geq \frac{4,5 \text{ V}}{\frac{5 \text{ V}}{R_{DAC}} + 4,5 \text{ } \mu\text{A} + I_{\text{int}}} \quad (4.22)$$

De esta manera, el sistema puede calibrar una FPA con detectores dentro de un gran margen de valores de resistencia nominal.

4.2.3. Lectura multiplexada de los detectores de la FPA

Para una FPA de $N \times M$ detectores se necesitan $N \times M$ células de amplificación como la representada en la Fig. 4.3. Una resolución de 16×16 detectores implica 256 amplificadores, con el consiguiente aumento del consumo de potencia y volumen. Asimismo, supone un total de 256 conexiones en la placa de componentes y otras tantas para la polarización de los detectores en la FPA así como para la salida de la corriente hacia los amplificadores. Por ello, se recurre a la lectura multiplexada de la FPA en 16 ciclos, realizando la adquisición de la señal de 16 detectores en cada ciclo. El número de conexiones necesarias en la FPA se reduce a 16 para la salida de la corriente y otras 16 para la polarización de los detectores. La estructura se muestra en la Fig. 4.7.

Mediante un multiplexor analógico de 16 canales (ADG506), en cada uno de los 16 ciclos de lectura se conecta la tensión de polarización a una de las 16 filas de la FPA, de modo que se calibran y leen los 16 detectores de esa fila, como se muestra en la Fig. 4.8.

4.2.4. Corrección de la dispersión de la FPA

Debido al proceso de fabricación, existe una dispersión en los valores nominales de resistencia de oscuridad R_{dark} de los detectores de una misma FPA, por lo que es necesario un ajuste individual en la reducción de la corriente de integración para cada uno de los detectores. Para ello, se utilizan 2 DACs AD7228 de 8 canales de salida cada uno. De esta manera, se tienen 16 canales de ajuste, tantos como canales de lectura en cada uno de los 16 ciclos de lectura multiplexada de la FPA de 16×16 detectores. En cada ciclo de multiplexado, el proceso de calibración de los 16 detectores se realiza de forma individual, estableciendo 16 valores distintos a la entrada de cada uno de los 2×8 canales de los DACs. Al final del proceso de calibración, habrá 256 valores de las combinaciones digitales necesarias a la entrada de los DACs para calibrar todos los

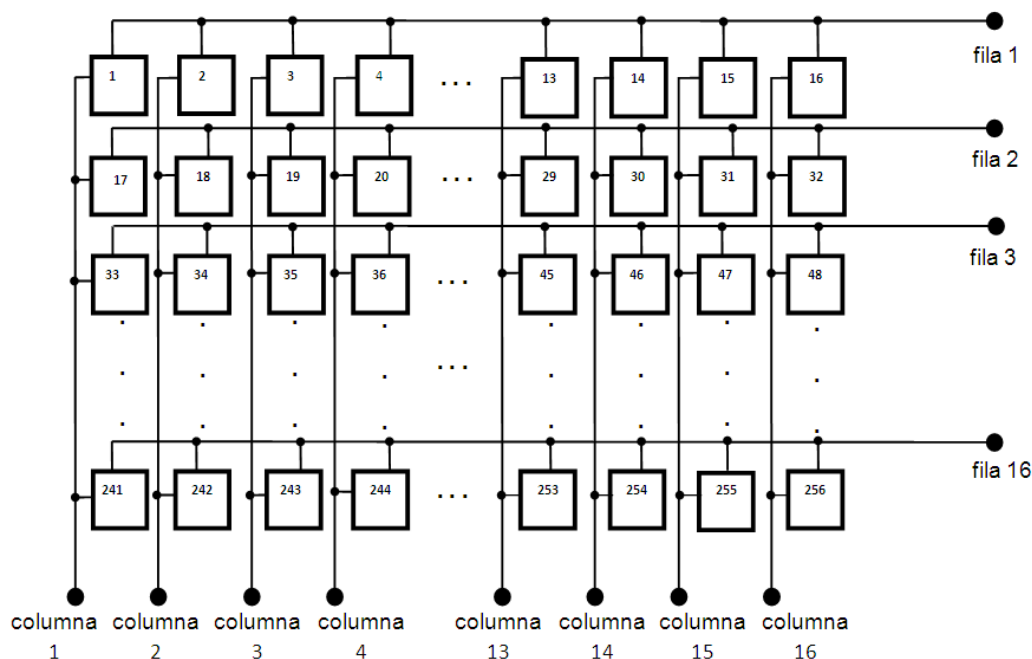


Figura 4.7 – Estructura de la FPA de 16×16 detectores para su lectura multiplexada.

detectores. Estos 256 valores se guardan en la memoria SRAM de la cámara y serán utilizados en la fase de lectura de la FPA.

4.3. Descripción de los componentes de la cámara

Todas las señales necesarias para la adquisición de la señal de los detectores de la FPA, obtención de las muestras, almacenamiento y transmisión de las mismas son generadas por el DSP56309 de Motorola. La elección de este DSP está motivada por su buena relación calidad-precio y su capacidad de procesamiento. Mediante los sistemas de desarrollo de aplicaciones, ADS (Applications Development System), se desarrolla, depura y optimiza el código ensamblador que va a ser ejecutado por el DSP. A continuación se describen brevemente los componentes más relevantes de la arquitectura de la cámara desarrollada.

El procesador digital de señales DSP56309

El procesador de señal DSP56309 de Motorola es el dispositivo encargado de generar todas las señales de control necesarias para la calibración del sistema, adquisición de las señales de la FPA y su transmisión a un equipo de monitorización y procesamiento de la señal. Tiene la capacidad de ejecutar algoritmos avanzados, como la FFT o filtrado digital. Las características más destacables de este DSP son:

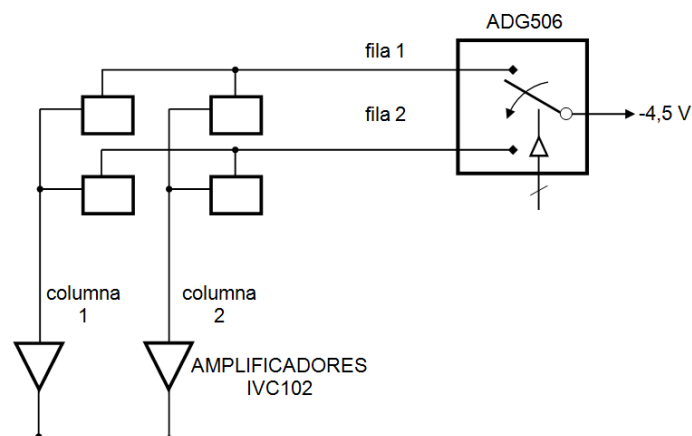


Figura 4.8 – Ejemplo de lectura multiplexada de la FPA (sólo se representan 4 detectores).

- Aplicaciones de procesado de voz, datos, imagen, control y procesado digital de la señal en general.
- Un único ciclo de reloj por instrucción.
- Más memoria interna que el DSP56303.
- Hasta 4 megabytes de memoria externa direccionable.
- 24 bits de datos.
- Alimentación de 3,3 V para reducir consumo.
- 80/100 MIPS (millones de instrucciones por segundo) con un reloj de 80/100 MHz.
- Código objeto compatible con la familia DSP56000.
- Pipeline de instrucciones de alto nivel.
- Multiplicador-Acumulador (MAC) de 24×24 bits en paralelo.
- Soporta aritmética de 16 o 24 bits bajo control software.
- Modos de direccionamiento optimizados para procesado de señal.
- Controlador de caché de instrucciones “on-chip”.
- Controlador DMA de 6 canales on-chip.
- Lazo enganchado en fase (PLL) on-chip y generador de reloj.
- Módulo de emulación on-chip, ONCE (ON Chip Emulation).

Para esta aplicación, se ha seleccionado un reloj del DSP56309PV80 con una frecuencia de 80 MHz.

Circuito de reset y modo de operación del DSP56309

El DSP necesita una señal de RESET, generada por el circuito integrado DS1233AZ. Cada vez que se da tensión de alimentación a la tarjeta, o si se pulsa el botón de RESET, la señal de reset del DSP se pone a 0 V, con lo cual el procesador entra en su estado de reseteo de sus registros internos, y al finalizar lee el modo de operación, controlado por el nivel de cuatro interruptores (jumpers) dispuestos en la placa de componentes de la cámara.

Memorias externas SRAM y EPROM

Se dispone de tres memorias SRAM KM66257CJ-15 externas de $32 K \times 8$ bits para almacenar programas o datos además de la memoria interna del DSP. Además, se emplea una memoria EPROM AM27C512 para almacenar el programa ejecutable que el DSP carga en su memoria interna tras salir del modo de reset. Para ello, se selecciona el modo de operación correspondiente del DSP mediante los interruptores de modo de operación.

Transceptores de bus 74LVX3245

Estos dispositivos adaptan los niveles lógicos del bus de datos $D_0 \dots D_{23}$ del DSP, de 3,3 V, y el bus de datos $DD_0 \dots DD_{23}$ de los demás componentes de la circuitería digital, de 5 V. Son bidireccionales.

Buffers 74FCT16244 y 74ACT541

De la misma manera, es necesaria una adaptación de los niveles lógicos del bus de direcciones $A_0 \dots A_{17}$ y del bus de control mediante buffers. Los utilizados en la cámara son el 74FCT16244 y 74ACT541.

Matriz lógica programable PAL22V10

Mediante este dispositivo lógico programable se seleccionan (Chip Enable) los convertidores ADC (LM12458), DAC1 y DAC2 (AD7228) y los registros de órdenes (74ACT574). Las memorias SRAM (KM68257CJ-15) y EPROM (AM27C512) se seleccionan mediante dos líneas específicas del DSP, las líneas AA_0 y AA_1 , respectivamente. La programación de la PAL permite decodificar las direcciones asignadas para estos dispositivos.

Registros 74ACT574

Los registros utilizados son de tipo "latch", activados por flancos de subida, que establecen las señales de control de los distintos dispositivos, tales como los integradores (IVC102), multiplexor analógico (ADG506), circuitos de muestreo y retención (Sample and Hold, SMP04ES), ADC (LM12458) y DACs (AD7228), conmutadores analógicos (MAX333CPP) y amplificadores de ganancia programable (PGA206). La señal de control se genera en la PAL22V10.

Convertidores digital-analógico AD7228

En la tarjeta existen 2 DACs AD7228 de 8 bits y 8 canales de salida, cuya misión es reducir la corriente que entra a los integradores, logrando de esta manera el acondicionamiento de la señal de los detectores, tal como se ha descrito con detalle en la Subsección 4.2.2.

Convertidor analógico-digital LM12458

El convertidor ADC utilizado es el LM12458CIV, que consta de 8 canales en paralelo, con una salida de 12 bits más el signo. Posee una memoria RAM de 8 posiciones en la que se almacena el programa que indica la secuencia de conversión. Dicha secuencia debe programarse previo a las órdenes de conversión. Así mismo posee una memoria FIFO donde se almacenan las conversiones realizadas, registros de configuración y registros de estado, entre otras características. El reloj de este convertidor tiene una frecuencia de 5 MHz.

Circuitos de muestreo y retención

Se utilizan 4 circuitos integrados de muestreo y retención (SAMPLE and HOLD) SMP04ES. Cada uno de estos integrados realiza el muestreo y retención de la salida de 4 integradores.

El multiplexor analógico ADG506AKN

Para la lectura multiplexada de los 256 detectores de la FPA, se utiliza el multiplexor analógico ADG506AKN, que conecta en cada uno de los 16 ciclos de multiplexado una de las filas de alimentación de la matriz a la tensión de polarización, como se describe en la Subsección 4.2.3.

Los integradores IVC102

Mediante 16 amplificadores de transimpedancia IVC102 se integra la corriente de los detectores, proporcionando a su salida una tensión, de acuerdo con la ec. (4.13). En la Subsección 4.2.2 se han descrito los detalles de la reducción de la corriente de oscuridad de los detectores en la fase de acondicionamiento.

Conmutadores analógicos MAX333CPP

Se utilizan dos conmutadores analógicos MAX333CPP cuya función es la siguiente: cada uno de ellos, tiene 8 canales de entrada y 4 canales de salida, de modo que mediante un bit de control seleccionan una de cada dos entradas. Estos circuitos son necesarios puesto que hay 16 canales de lectura, tanto para los amplificadores como para los circuitos de muestreo y retención, pero el ADC tiene 8 canales de entrada, por lo que debe realizarse una doble lectura.

Amplificadores de ganancia programable PGA206

Se utilizan 8 amplificadores de ganancia programable PGA206 para tener la posibilidad de amplificar las 8 tensiones de salida de los conmutadores analógicos MAX333CPP. La ganancia aplicada puede ser 1, 2, 4 y 8, seleccionada mediante dos bits de control.

Esquema general de la arquitectura de la cámara

En la Fig. 4.9 se muestra la estructura de bloques de la arquitectura de la cámara IR que se ha desarrollado en este trabajo.

4.4. Software del sistema

En esta sección se describe el diagrama de operaciones del programa que se ejecuta en el DSP. El software del sistema está almacenado en la memoria EPROM, y cuando se produce un RESET en el DSP se carga en la memoria interna de programa del procesador y se ejecuta.

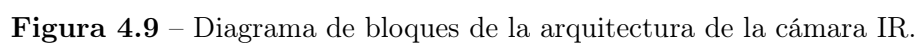
Para la transmisión y recepción de datos, el procesador utiliza el puerto de comunicaciones serie. Este puerto de comunicaciones es asíncrono y hay que especificar la velocidad de transmisión, longitud de la palabra (número de bits), bits de inicio y parada y bit de paridad, así como configurar la transmisión y recepción de datos mediante interrupciones. Se transmiten los datos adquiridos a un sistema de monitorización, como un PC. La recepción se utiliza para recibir datos, tales como la ganancia de los amplificadores y el punto de calibración, parámetros elegidos por el usuario. También se utiliza para otros fines, como detener al procesador en determinados instantes, etc.

La inicialización del temporizador del procesador se utiliza para controlar de forma precisa el cálculo de los tiempos: tiempo de integración, tiempo de conversión, etc.

Se carga una subrutina que se encarga de resetear y configurar el convertidor analógico-digital. Esta subrutina escribe en los registros de configuración del ADC los datos necesarios para poner al convertidor en disposición de efectuar las conversiones. A continuación se carga en la RAM del ADC el programa de conversión.

Otra subrutina pone a 0 los DACs utilizados en la calibración del sistema. Asimismo, pone a 0 las posiciones de memoria donde se guardan los valores de calibración a la entrada de los mismos. La subrutina de calibración se encarga de establecer el punto de reposo de cada canal en el ADC. El punto de reposo es la condición inicial de salida del sistema, esto es, la muestra obtenida en ausencia de señal, debida al fondo. Las muestras de señal se obtendrán como la diferencia entre las sucesivas muestras y el valor de reposo obtenido.

Finalmente, la subrutina de adquisición obtiene sucesivamente las muestras de los detectores de la FPA y las transmite por el puerto de comunicaciones. Mediante un



controlador FT8U232AM, del fabricante FTDI (Future Technology Devices Intl.), la comunicación se realiza mediante el protocolo USB.

El diagrama de flujo del software se muestra en la Fig. 4.10.

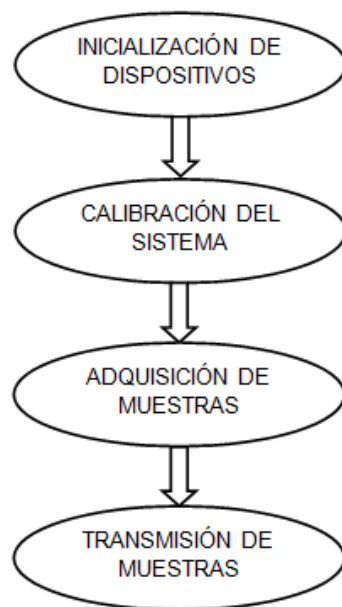


Figura 4.10 – Diagrama de flujo del software del sistema ejecutado en el DSP.

4.5. Prototipos de cámara desarrollados

Se han desarrollado dos prototipos distintos de la cámara, el primero de ellos se muestra en la Fig. 4.11 y el segundo, una versión avanzada basada en los conocimientos y experiencia adquiridos con el primer diseño, se presenta en la Fig. 4.12. La placa base con toda la circuitería, analógica y digital, se muestra en la Fig. 4.13. Como ejemplos de imágenes adquiridas con la cámara, en la Fig. 4.14 se muestra la imagen de una mano y en la Fig. 4.15 la imagen obtenida de la punta de un soldador.

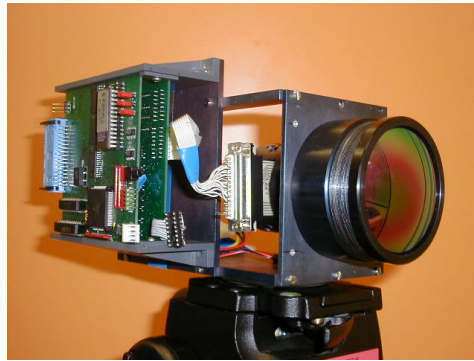


Figura 4.11 – Primer prototipo de cámara IR.



Figura 4.12 – Segundo prototipo de cámara IR.

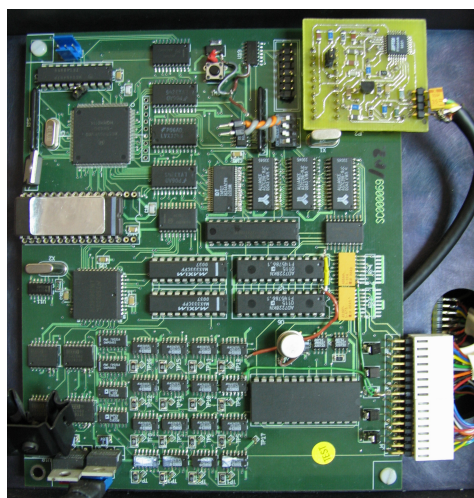


Figura 4.13 – Detalle de la electrónica de la cámara IR.

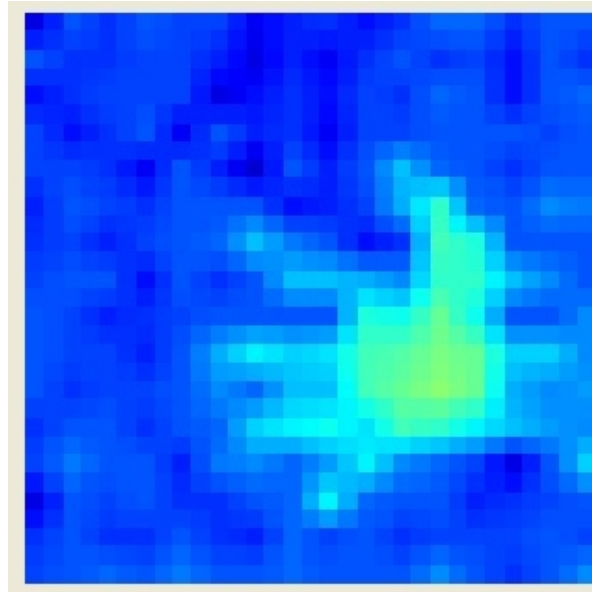


Figura 4.14 – Imagen de una mano obtenida con la cámara IR desarrollada.

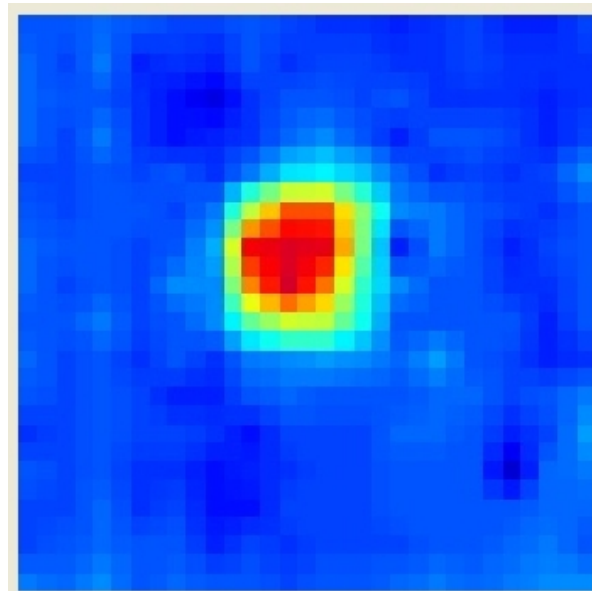


Figura 4.15 – Imagen de la punta de un soldador obtenida con la cámara IR desarrollada.

Capítulo 5

Detección de eventos rápidos mediante EMD

En este capítulo se describen las técnicas desarrolladas para la detección de objetos rápidos mediante cámaras IR de bajo coste basadas en una FPA de detectores de PbSe fabricados con la tecnología VPD. Se propone un nuevo método de detección de blancos mediante dos etapas de procesamiento para la cancelación del ruido y la corrección de la deriva. Para ello, el método desarrollado se fundamenta en la descomposición en el dominio EMD de la serie temporal registrada en cada píxel.

El resto del capítulo se organiza de la siguiente manera. En la Sección 5.1 se formula el problema general de la detección de eventos rápidos y en la Sección 5.2 se plantea un modelo de señal. Además, se describen las bases de datos utilizadas en los experimentos, de acuerdo con el modelo de señal planteado. Las técnicas de eliminación del ruido en una etapa previa del esquema de detección se describen en la Sección 5.3. Finalmente, las técnicas de estimación de la deriva se desarrollan en la Sección 5.4.

5.1. Formulación del problema

En este trabajo se propone una herramienta robusta para la detección de eventos que se manifiestan como variaciones temporales rápidas en la intensidad de la señal de los píxeles. La identificación de estos eventos no es una tarea sencilla, de modo que el éxito depende de la capacidad del método de procesamiento para separar la señal de interés de otras fuentes de distorsión, como son el ruido y la deriva. En el caso que nos ocupa, imágenes de baja resolución obtenidas con cámaras MWIR de bajo coste, sin refrigeración y con una electrónica acoplada en continua, aparecen una serie de factores que hacen más difícil todavía la tarea de detección. Estos factores son los siguientes:

- Un alto nivel de ruido que enmascara a la señal de los objetos de interés [4, 14, 27, 65]. Este ruido se debe fundamentalmente a la eliminación de los elementos de refrigeración y control de la temperatura de la FPA.

- La deriva, que se traduce en una variación temporal de señal de baja frecuencia y gran amplitud. Las dos componentes principales de la deriva son, por una parte, la variabilidad temporal propia del entorno, sobre todo en escenas exteriores y más si cabe en operaciones militares; y por otro lado, la deriva adicional debida a la inestabilidad térmica de la FPA [5, 33, 46, 47, 51]. Existe además otro factor adicional, aunque de menor importancia que los anteriores, que es el ruido “ $1/f$ ” propio de los detectores y de los elementos semiconductores de los dispositivos electrónicos.
- En imágenes IR, la situación más común es que los blancos aparezcan como fluctuaciones de baja amplitud respecto a la señal del fondo, de manera que el contraste es muy bajo. Esta situación se agrava todavía más en el caso de que la FPA sea de baja resolución, lo que implica que los detectores tengan un campo de visión grande, lo cual resulta en un enmascaramiento de la señal del blanco por parte de la extensa área de fondo que registra cada detector, máxime en situaciones de blancos lejanos.
- Otra consecuencia de la baja resolución de la FPA es la aparición de los blancos como objetos puntuales, o en el mejor de los casos, la señal del blanco ocupa únicamente unos pocos píxeles de la imagen, de modo que no son viables las técnicas de procesado espacial para la detección de los mismos.
- La deriva se presenta de forma independiente en cada detector, por lo que es necesario un estudio temporal de cada píxel.
- Para aplicaciones que requieran la detección de eventos rápidos, el blanco será de corta duración, manifestándose como un cambio temporal brusco durante unas pocas muestras de la señal o imágenes de la secuencia de vídeo. En estos casos, se necesitan cámaras con alta velocidad de adquisición de imágenes, típicamente 1000 imágenes por segundo, e incluso superiores, dependiendo de la aplicación. Asimismo, el detector deberá tener una alta velocidad de respuesta, con lo cual deberá ser fotónico, como el PbSe, pues los microbolómetros son lentos y no son viables para este tipo de aplicaciones.

Existen numerosas aplicaciones que requieren la detección de eventos rápidos:

- Aplicaciones de defensa y seguridad.
 - Detección de explosiones.
 - Detección de francotiradores.
 - Sistemas de defensa aéreos y marítimos para detección de amenazas.
 - Sistemas IR de búsqueda y seguimiento (Infrared Search and Track,IRST).



Figura 5.1 – Escenario de una aplicación de vigilancia aérea de amenazas.

Seguridad perimetral y fronteriza.

- Aplicaciones industriales y civiles.

Automatización y control de procesos industriales (por ejemplo, corte y soldadura por láser).

Sistemas de detección de incendios y gases.

Sistemas de videovigilancia en puertos y aeropuertos.

Sistemas de control de tráfico en carretera y ferroviario.

En todos estos casos, el blanco puede aparecer dentro del campo de visión de un detector un tiempo muy breve, del orden de milisegundos, manifestándose en el registro de señal como un evento brusco que ocupa un número reducido de imágenes o muestras. Como ejemplo, supongamos una aplicación de vigilancia aérea con una cámara IR embarcada en un helicóptero, como se muestra en la Fig. 5.1. Si la resolución de la FPA es de 16×16 detectores, el tamaño del detector de $200 \times 200 \mu\text{m}^2$ y la óptica presenta una distancia focal $f = 24 \text{ mm}$, el campo de visión del píxel es:

$$FOV_p \approx \frac{0,2 \text{ mm}}{24 \text{ mm}} = 0,0083 \text{ rad } (0,47^\circ)$$

Si la altura de vuelo del helicóptero es de $h = 300 \text{ m}$, el tamaño de la zona supervisada por el píxel es:

$$S_p = FOV_p \cdot h = 2,5 \text{ m}$$

Para una velocidad del helicóptero de $v = 180 \text{ km/h} = 50 \text{ m/s}$, el blanco está dentro del

campo de visión del píxel un intervalo de tiempo de observación:

$$t_{obs} = \frac{S_p}{v} = \frac{2,5 \text{ m}}{50 \text{ m/s}} = 50 \text{ ms}$$

Esto es, la radiación debida al blanco sólo es capturada por el detector durante un intervalo temporal de 50 ms. Si se pretende separar la transición temporal debida al blanco de otras variaciones temporales rápidas, como las originadas por el ruido térmico, es necesario una velocidad de adquisición de imágenes alta, por ejemplo de 1000 imágenes por segundo, de modo que la longitud de la señal del blanco sea al menos de un valor de 50 muestras.

En esta situación, será necesario diseñar un método de detección sensible y adaptativo capaz de separar las distintas componentes de la señal en cada píxel. La Fig. 5.2 muestra un registro típico de la serie temporal en un píxel de una cámara infrarroja. La señal es el resultado de un seguimiento trama a trama para un sólo píxel, por lo que cada blanco particular se manifiesta como una transición corta durante un período de tiempo mucho menor que la duración de las series temporales. Como se puede observar, consta de un elevado nivel de ruido, correspondiente a las variaciones temporales de alta frecuencia, a la que se suma una oscilación lenta o deriva, con una amplitud que alcanza las 8 unidades. También se puede apreciar el blanco que aparece en la posición $n = 3315$, con una duración de 50 muestras y con una amplitud de 3 unidades, mucho menor que la deriva.

5.2. Modelo de señal y bases de datos

Las tres componentes de la señal citadas anteriormente, el ruido térmico, el blanco y la deriva, se pueden representar mediante un modelo aditivo:

$$x[n] = d[n] + t[n] + v[n] = x_c[n] + v[n] \quad (5.1)$$

donde $x[n]$ es la señal resultante de un píxel, $t[n]$ la componente debida al blanco, $v[n]$ el ruido y $d[n]$ la deriva. La señal:

$$x_c[n] = d[n] + t[n] \quad (5.2)$$

es la señal sin ruido de la que se puede obtener una estimación $\hat{x}_c[n]$ mediante la cancelación de $v[n]$, tal y como se ha descrito en la Subsección 3.5.2. Estas tres componentes tienen un comportamiento dinámico manifiestamente diferente. Por un lado, la deriva es básicamente la componente que describe el comportamiento medio de la señal y como tal, es la más influyente en la forma de onda global. Desde el punto de vista temporal se manifiesta como una oscilación de baja frecuencia y gran amplitud. Por otro lado, el ruido se puede considerar como una componente de alta frecuencia superpuesta a

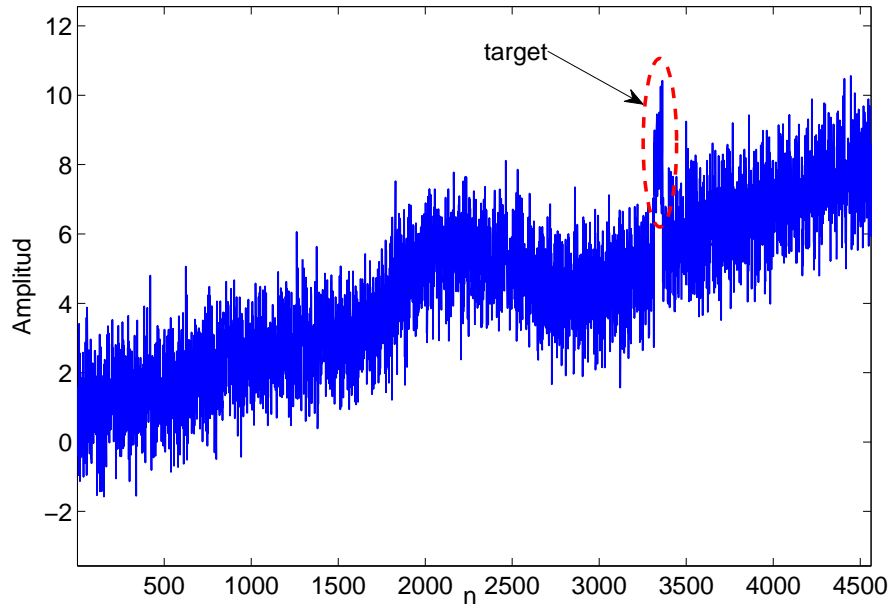


Figura 5.2 – Señal correspondiente a un único píxel de una cámara IR. Las tres componentes, deriva, ruido y blanco, pueden distinguirse de forma visual.

la deriva, con transiciones temporales muy rápidas. Finalmente, los blancos son fenómenos locales que aparecen de forma súbita y cuyo contenido espectral se extiende a las frecuencias medias, es decir, aparecen como variaciones temporales más rápidas que la deriva pero más lentas que el ruido. Ante este modelo de señal, donde las componentes tienen comportamientos temporales diferentes, el método EMD puede ser una herramienta apropiada para la identificación de cada término, pues se adapta muy bien al problema que se pretende resolver. Esta idea es la base de la técnica de detección desarrollada en este trabajo. Como ventaja añadida de la aplicación del método EMD a esta problemática, destacar que no necesita ninguna información a priori acerca del comportamiento temporal de la señal, ya que por sus propias características, se adapta a la naturaleza no estacionaria de la misma.

Uno de los problemas a los que nos enfrentamos es la falta de bases de datos estándar de acceso público para imágenes IR de cámaras de bajo coste en la banda MWIR, lo que dificulta la validación de métodos de detección. Para superar este inconveniente, se propone abordar esta cuestión mediante datos simulados obtenidos a partir de un modelo de señal que se basa en la descripción matemática formulada en la ec. (5.1).

Con este objetivo, se ha diseñado un sintetizador de señales, representado en la Fig. 5.3, que suministra formas de onda realistas, como las que registraría un píxel real. La estructura consta de tres bloques para el diseño de las tres componentes de $x[n]$.

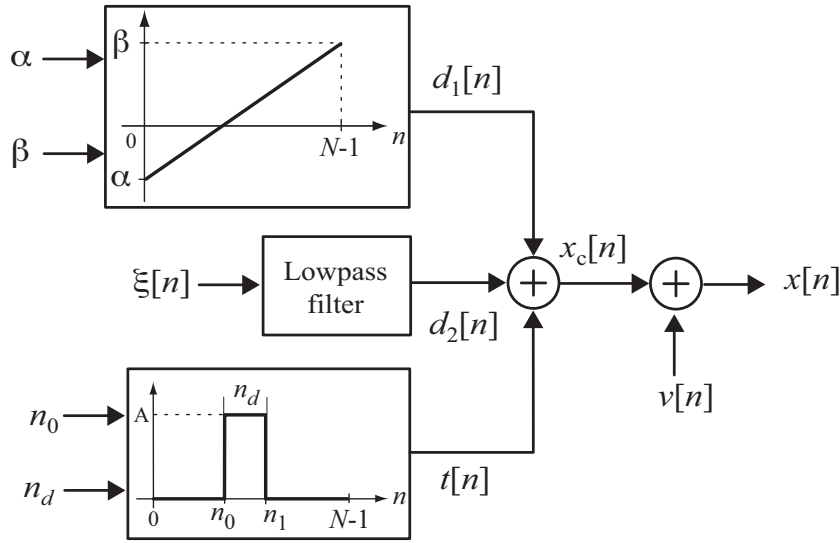


Figura 5.3 – Diagrama de bloques para la síntesis de series temporales a partir de detectores de infrarrojos. Las señales $d_1[n]$ y $d_2[n]$ son las dos componentes de la deriva, mientras que los blancos $t[n]$ están diseñados en forma de pulsos cuadrados. La serie temporal resultante se construye como la suma de la señal libre de ruido $x_c[n]$ más un proceso de ruido blanco $v[n]$. Todos los parámetros que rigen el sistema son variables aleatorias.

La deriva se obtiene como la suma de dos partes, $d[n] = d_1[n] + d_2[n]$, donde $d_1[n]$ es una rampa diseñada para tener pendiente aleatoria y cuyo objetivo es modelar la amplia gama de valores de la deriva. Las amplitudes en los extremos a la izquierda y derecha son las variables aleatorias uniformes $\alpha \sim U(-3, 5)$ y $\beta \sim U(-2, 8)$. Para simular las oscilaciones lentas típicas correspondiente al fondo y a la inestabilidad térmica de la FPA, $d_2[n]$ se obtiene como la respuesta de un filtro paso bajo a una señal de entrada de ruido gaussiano, $\xi[n]$, cuya varianza es una variable aleatoria uniformemente distribuida $\sigma_\xi^2 \sim U(5, 15)$.

El blanco, $t[n]$, se sintetiza como un pulso rectangular de amplitud A empezando en un instante de tiempo n_0 definido como una variable aleatoria uniforme $U(10, 4500)$ para una señal longitud de $N = 4562$ muestras. La duración del pulso rectangular, n_d , es también aleatoria, distribuida uniformemente en el intervalo $[30, 50]$, para simular eventos rápidos que sólo permanecen en el campo de visión del detector durante un número reducido de muestras. Esta condición de alta velocidad también conlleva la necesidad de una alta velocidad de muestreo, de modo que la longitud de los registros suponen una observación de la escena de corta duración, del orden de unos pocos segundos. Esto justifica el hecho de que en los experimentos se haya supuesto la existencia de un único blanco, pues en condiciones normales de operación, es poco probable que aparezcan varios eventos de interés en tan corto periodo de tiempo. Respecto a la forma de onda adoptada para simular el blanco, se ha elegido un pulso rectangular, donde se asume que durante el tiempo de observación la radiación emitida por el mismo es constante. Es una

situación muy ideal, pues en la práctica, debido a diversas causas como pueden ser las diferentes condiciones de la atmósfera o las desviaciones en la ganancia de la electrónica, las distintas muestras del blanco tendrán amplitudes distintas. En todo caso, asumir un pulso de amplitud constante supone el caso más restrictivo desde el punto de vista de las técnicas de detección, puesto que es la situación ideal de funcionamiento, donde los requerimientos de detección y recuperación de la forma de onda son más exigentes.

Por último, la serie temporal se obtiene sumando una realización de ruido gaussiano $v[n]$ de media 0 y desviación típica 1.

Este sintetizador de señales debe proporcionar un marco de validación experimental del modelo de señal planteado en la ec. (5.1). Las series temporales obtenidas ofrecen un amplio abanico de comportamientos temporales de la deriva y de los blancos, de modo que se dispone de una gran cantidad de señales diferentes con una enorme variabilidad entre ellas. Se dispone de una base de datos con una extensa casuística que abarca situaciones tan complejas como las que se producen en un entorno real, validando así su utilización para el análisis de las técnicas estudiadas en este trabajo. Por otra parte, es un banco de prueba perfectamente reproducible que va a permitir la validación estadística de los métodos que aquí se proponen.

El estudio de simulación debe completarse con un análisis real con el fin de analizar el comportamiento de la técnica propuesta en situaciones reales. Para ello, se dispuso de imágenes tomadas con una cámara infrarroja MATRIX 1024 de alta velocidad basada en una FPA con una resolución de 32x32 detectores de PbSe desarrollados por New Infrared Technologies, S.L. con la tecnología VPD [48].

5.3. Eliminación del ruido

El ruido distorsiona y enmascara la señal del blanco, sobre todo en el problema que se aborda en esta tesis, donde el nivel de ruido es elevado y el blanco tiene una amplitud baja. La otra componente de distorsión es la deriva, que hay que cancelar con precisión para minimizar su influencia, sobre todo en los casos más pesimistas y restrictivos de baja relación señal a ruido, pues los errores en la estimación de la deriva se traducen en una degradación de la sensibilidad. Existen numerosas técnicas de eficacia probada para resolver este problema, pero todas ellas están limitadas por la influencia del ruido. Por todo ello, se propone una etapa previa de eliminación de ruido para evitar la incertidumbre y aleatoriedad asociadas al mismo.

Así, se plantea un esquema de detección donde la eliminación del ruido es una fase previa a la estimación de la deriva. Dada una observación $x[n]$, el objetivo es la extracción de la señal del blanco, $t[n]$, y para ello en esta tesis se propone el esquema propuesto en la Fig. 5.4, una técnica de detección basada en dos etapas: una primera de cancelación del ruido y una etapa posterior de estimación de la deriva. De acuerdo con la Fig. 5.4,

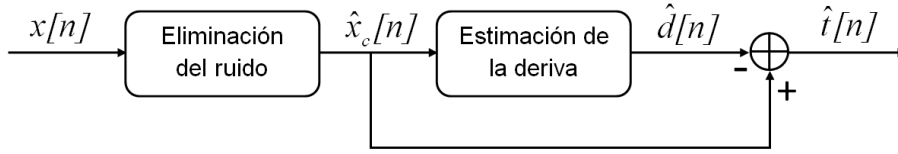


Figura 5.4 – Esquema general para la extracción de los blancos en dos pasos separados.

el primer paso que se aborda es la obtención de una señal sin ruido, $\hat{x}_c[n]$:

$$\hat{x}_c[n] = \hat{d}[n] + \hat{t}[n] \quad (5.3)$$

Para ello, será necesario aplicar alguna técnica de eliminación de ruido, como las descritas en la Sección 3.3 y Subsección 3.5.2. Seguidamente, se procede a estimar la deriva, $\hat{d}[n]$, de modo que la extracción de la señal del blanco se lleva a cabo mediante cancelación de la deriva:

$$\hat{t}[n] = \hat{x}_c[n] - \hat{d}[n] \quad (5.4)$$

A continuación se describen las dos técnicas de eliminación de ruido estudiadas en esta tesis y que serán utilizadas en el primer bloque del esquema de detección, el método EMD y la DWT. En este trabajo se propone la utilización de EMD para este fin, mientras que la DWT tiene como propósito el estudio comparativo.

5.3.1. Utilización del método EMD

El método EMD es una herramienta que ha demostrado ser útil para la eliminación del ruido en diferentes tipos de señales, como la señal de un electrocardiograma (ECG) [2, 28], electroencefalograma (EEG), señales sísmicas y en general en todas aquellas aplicaciones donde sea crítica la restauración de una forma de onda libre de ruido que pueda enmascarar detalles importantes de la señal. Los fundamentos del mismo se han descrito en la Sección 3.4.

Para explicar el proceso de eliminación del ruido mediante EMD, se muestra la Fig. 5.5 que representa un ejemplo de la descomposición de una serie temporal obtenida a partir de un sensor IR en sus diversas componentes oscilatorias (IMF) por medio de la técnica EMD [63, 64]. El ruido térmico, que se caracteriza por las variaciones más rápidas de la señal, se captura principalmente en las IMFs de menor orden de la descomposición EMD, mientras que la deriva, que se caracteriza por las variaciones más lentas, afecta a las últimas IMFs. Podemos entonces adoptar un modelo donde el ruido y la deriva no se solapan entre sí en la expansión EMD de la forma siguiente:

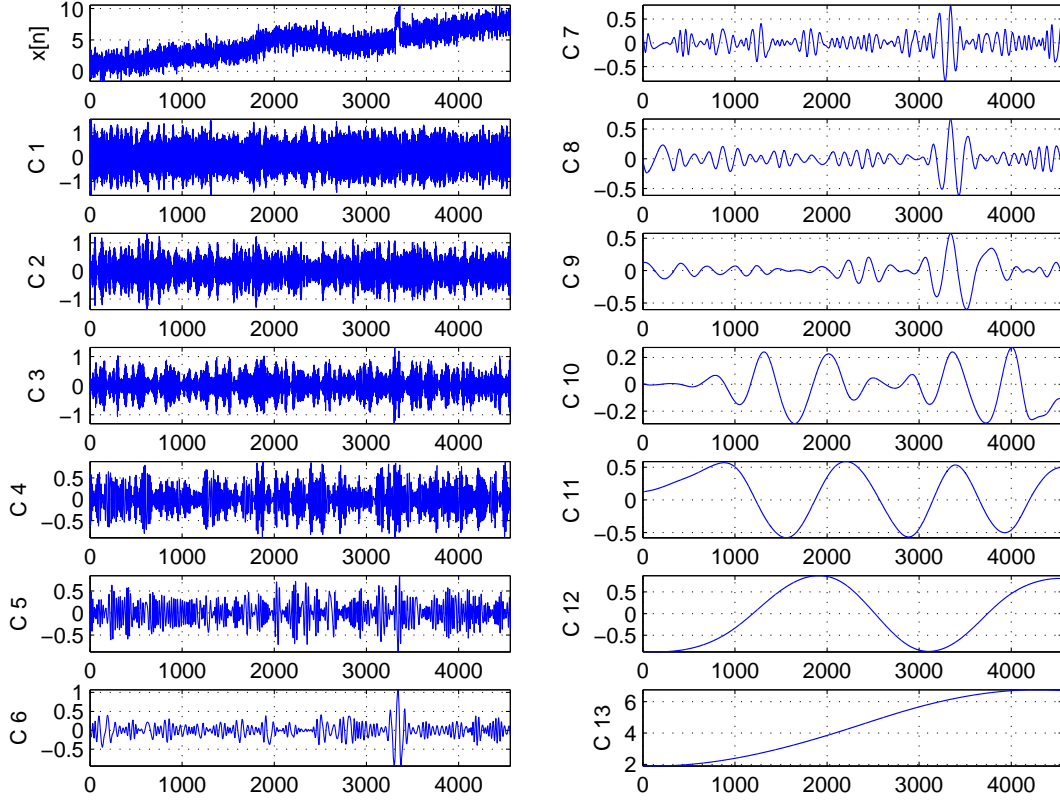


Figura 5.5 – Descomposición EMD de la respuesta típica $x[n]$ de un sensor IR. Se representan la serie temporal original (gráfico superior izquierda) y sus correspondientes IMFs más el residuo, empezando por el orden más bajo, $c_1[n]$, al más alto, $c_{13}[n]$.

$$x[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i[n] + \sum_{i=L-Q+2}^{L+1} c_i[n] = x_{lo}[n] + x_{ho}[n] \quad (5.5)$$

Por conveniencia, se ha considerado el residuo como la última componente oscilatoria en el dominio EMD, $c_{L+1}[n] = q_L[n]$. En la ec. (5.5), el ruido se distribuye en las $L - Q + 1$ primeras IMFs de orden más bajo, que agrupadas dan lugar a la señal $x_{lo}[n]$. Por otra parte, la deriva está concentrada en las Q IMFs restantes, las de orden más alto, y que conjuntamente forman la señal $x_{ho}[n]$. Con esta división de las IMFs en dos bloques, se pretende separar la contribución del ruido y de la deriva. Sin embargo, teniendo en cuenta que la componente debida al blanco se refleja en todas las IMFs, tal y como se puede observar en la Fig. 5.5, la información relativa al blanco está dispersa en ambos bloques, de modo que se puede descomponer en dos términos, $t[n] = t_1[n] + t_2[n]$, cada uno de ellos asociado a las componentes de orden bajo y alto descritas anteriormente. Así, $x_{lo}[n]$ contiene parte de la información del blanco más el ruido:,

$$x_{lo}[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i[n] = \hat{t}_1[n] + \hat{v}[n] \quad (5.6)$$

La separación de estas dos componentes se aborda más adelante mediante la aplicación de la técnica de umbralización que se ha descrito en la Subsección 3.5.2. De forma análoga, las restantes Q IMFs incluyen la parte del blanco que se refleja en las componente de mayor orden mezclado con la deriva,

$$x_{ho}[n] = \sum_{i=L-Q+2}^{L+1} c_i[n] = \hat{d}[n] + \hat{t}_2[n] \quad (5.7)$$

A la vista de este modelo para la cancelación del ruido, es necesario separar las componentes $x_{lo}[n]$ y $x_{ho}[n]$, y por lo tanto, determinar el valor de Q que permite dividir la observación según la ec. (5.5). Para ello se aplica un método de filtrado multibanda [2], que consiste en filtrar cada una de las Q últimas IMFs donde se ubica la deriva. A partir de este planteamiento, la estimación de la deriva es:

$$\hat{d}[n] = \sum_{i=1}^Q d_i[n] \quad (5.8)$$

donde cada componente $d_i[n]$ es la respuesta de un banco de filtros paso bajo con respuestas impulsivas $h_i[n]$, $i = 1, 2, \dots, Q$, a una de las últimas Q IMFs, empezando en $c_{L+1}[n]$. Esto es, $d_i[n] = h_i[n] * c_{L-i+2}[n]$, $i = 1, 2, \dots, Q$, de modo que las distintas componentes de la deriva se obtienen como sigue:

$$\begin{aligned} d_1[n] &= h_1[n] * c_{L+1}[n] \\ d_2[n] &= h_2[n] * c_L[n] \\ &\vdots \\ d_Q[n] &= h_Q[n] * c_{L-Q+2}[n] \end{aligned} \quad (5.9)$$

La frecuencia de corte del i -ésimo filtro paso bajo se determina como:

$$\omega_i = \frac{\omega_0}{M^{i-1}} \quad (5.10)$$

donde $M > 1$ es un parámetro elegido para obtener las diferentes frecuencias de corte. Para obtener el valor de Q , hay que adoptar un criterio que permita discernir cuándo $d_Q[n]$ es la última componente de la deriva, estableciendo así la frontera entre las señales $x_{lo}[n]$ y $x_{ho}[n]$ en la ec. (5.5). Para ello se han teniendo en cuenta estas consideraciones:

- Por definición, una IMF es una función oscilatoria de media nula (excepto el residuo).

- La varianza de las primeras $L - Q + 1$ IMFs que componen la señal $x_{lo}[n]$ disminuye a medida que aumenta el orden de las mismas, esto es,

$$\text{var}\{c_i[n]\} > \text{var}\{c_{i+1}[n]\}$$

con $i = 1, \dots, L - Q + 1$.

- La varianza de las Q últimas IMFS que componen la señal $x_{ho}[n]$ aumenta a medida que aumenta su orden,

$$\text{var}\{c_i[n]\} < \text{var}\{c_{i+1}[n]\}$$

con $i = L - Q + 2, \dots, L + 1$.

Por lo tanto, el criterio adoptado se corresponde con un valor mínimo de varianza que una IMF debe tener para ser considerada como una componente de deriva. De este modo, se elige un valor de Q tal que cumpla la siguiente condición:

$$\text{var}\{d_{Q+1}[n]\} < \zeta \leq \text{var}\{d_Q[n]\} \quad (5.11)$$

donde ζ es un umbral apropiadamente establecido. La selección de los parámetros ω_0 , M , ζ se hace de forma experimental de acuerdo con el comportamiento de la deriva. En las pruebas que se han llevado a cabo en esta tesis, se han determinado los siguientes valores para los parámetros anteriores, $\omega_0 = 0,8$, $M = 10$ y $\zeta = 0,2$. Con estos resultados, se ha comprobado que el valor de Q es normalmente 2, 3, o 4, dependiendo de la variación temporal de la deriva. En la descomposición de la Fig. 5.5, el valor obtenido es $Q = 3$.

Una vez determinado el valor de Q , la eliminación del ruido se realiza mediante umbralización en el dominio EMD. Este paso no se corresponde con un truncado convencional sino que es necesario conservar el carácter oscilatorio de las IMFs. Para ello, algunas muestras de valor inferior a un umbral determinado deberán mantenerse si son necesarias para conservar una oscilación de amplitud superior al umbral dado [35]. Por consiguiente, el proceso de umbralización se lleva a cabo tal y como se muestra en la Fig. 5.6. En la gráfica superior se muestra una IMF y el correspondiente valor de umbral establecido para la misma. En la gráfica inferior se presenta el resultado de la umbralización, con la particularidad de que se reconstruye la oscilación hasta el paso por cero para los intervalos en los cuales se supera el umbral. De este modo, se preservan las oscilaciones debidas al blanco, con la finalidad de una reconstrucción posterior más precisa. El umbral, ε_i , se elige dinámicamente de manera que sea diferente para cada IMF $c_i[n]$. Asumiendo ruido gaussiano, se calcula como sigue [35, 36, 71]:

$$\varepsilon_i = c\sqrt{\sigma_i^2 2 \ln N} \quad i = 1, 2, \dots, L - Q + 1 \quad (5.12)$$

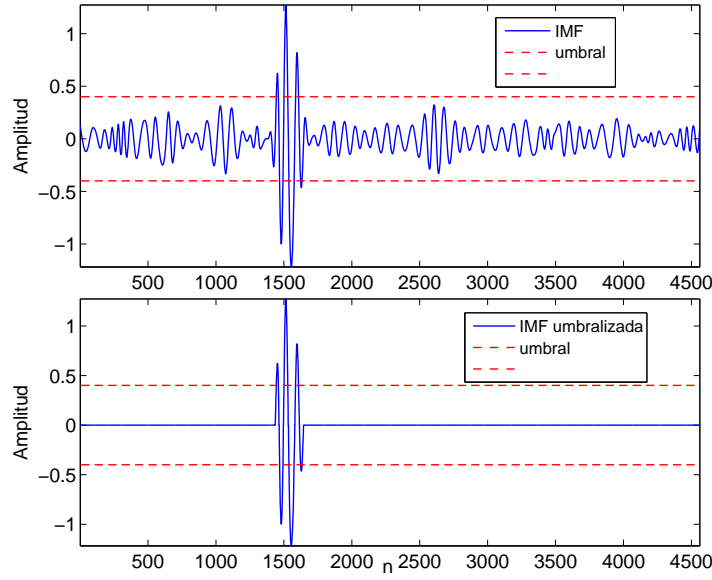


Figura 5.6 – Umbralización de una IMF de ruido preservando las oscilaciones debidas al blanco.

siendo:

$$\sigma_i^2 = \begin{cases} \text{Var}\{c_1[n]\} & \text{si } i = 1 \\ \text{Var}\{c_1[n]\}^{\frac{2,01-i}{0,719}} & \text{si } i = 2, \dots, L - Q + 1 \end{cases} \quad (5.13)$$

donde N es el número de muestras de la señal ($N = 4562$ en la Fig. 5.5) y $\text{Var}\{c_1[n]\}$ es la varianza de la primera IMF $c_1[n]$.

El valor de c debe elegirse de tal modo que no se supere una probabilidad de falsa alarma previamente establecida, P_{FA} , definida como la probabilidad de que la señal $c_1[n]$ supere el umbral ε_1 , esto es, $P_{FA} = \text{Pr}(c_1[n] \geq \varepsilon_1)$. Con esta condición se evita que el ruido pueda interpretarse como la señal del blanco [76]. Una vez obtenido el valor del umbral ε_1 , se calcula c como:

$$c = \frac{\varepsilon_1}{\sigma_1 \sqrt{2 \ln N}} \quad (5.14)$$

En la descomposición de la Fig. 5.5, la primera IMF $c_1[n]$ debe umbralizarse con un valor $\varepsilon_1 = 3,45$ para obtener una $P_{FA} = 10^{-6}$, lo que implica un valor de $c = 1,16$. En los experimentos se ha utilizado un valor de $c = 1,2$ para eliminar el ruido presente en las $L - Q + 1$ primeras IMFs.

Con todo lo explicado anteriormente, la señal sin ruido $\hat{x}_c[n]$ se obtiene entonces de la siguiente forma:

$$\hat{x}_c[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i^{(th)}[n] + \sum_{i=L-Q+2}^{L+1} c_i[n] = \hat{t}_1[n] + x_{ho}[n] \quad (5.15)$$

donde $c_i^{(th)}[n]$ representa la i -ésima IMF obtenida tras el procedimiento de umbralización, preservando además las oscilaciones debidas al blanco, tal como se ilustra en el ejemplo de la Fig. 5.6. Téngase en cuenta que el proceso de umbralización proporciona un estimador de las componentes del blanco que están dispersas en las IMFs de orden más bajo, es decir:

$$\hat{t}_1[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i^{(th)}[n] \quad (5.16)$$

Un ejemplo gráfico del método se ilustra en la Fig. 5.7(a). La señal original se muestra en la gráfica superior. La correspondiente señal sin ruido se muestra en la gráfica inferior, que como puede apreciarse, contiene información relativa al blanco.

Para demostrar la eficacia de la eliminación del ruido con EMD, se compara con otro método consolidado y de uso común, como es la transformada wavelet discreta (DWT). Para ello, se utiliza un método de eliminación de ruido basado en DWT usando la wavelet madre Meyer discreta hasta la 6ª escala con umbralización dura [13, 36], tal como se ha descrito en la Subsección 3.5.1. La Fig. 5.7(b) muestra un ejemplo de cancelación del ruido para una de las series temporales. Como puede apreciarse, el método basado en DWT produce una sobreestimación de la deriva, que se manifiesta como fluctuaciones u oscilaciones rápidas. Estas transiciones tienen un comportamiento temporal muy distinto al que se asume para la deriva, de manera que pueden interpretarse como falsas detecciones dando lugar a falsos positivos.

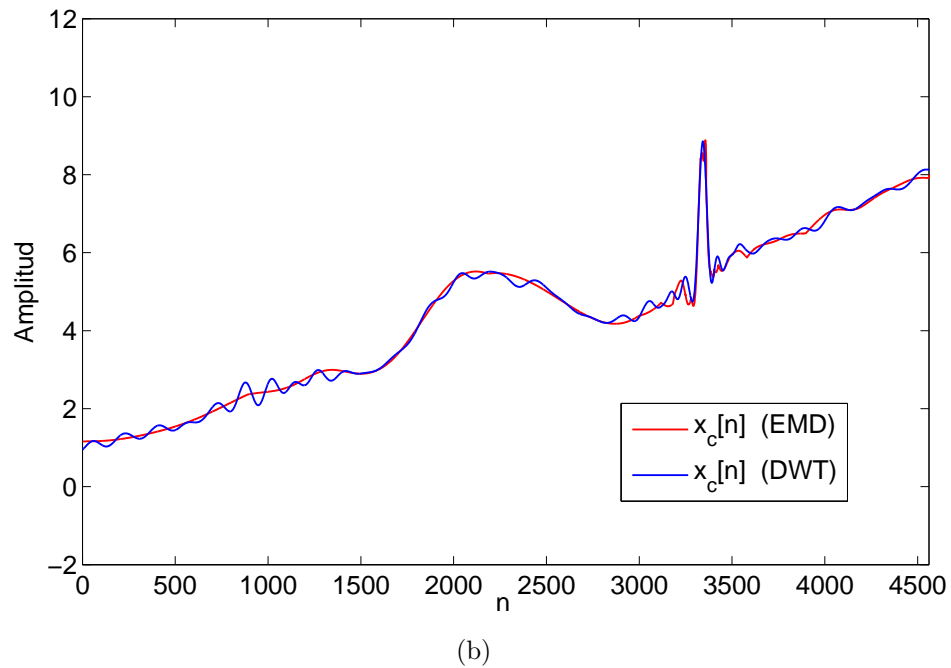
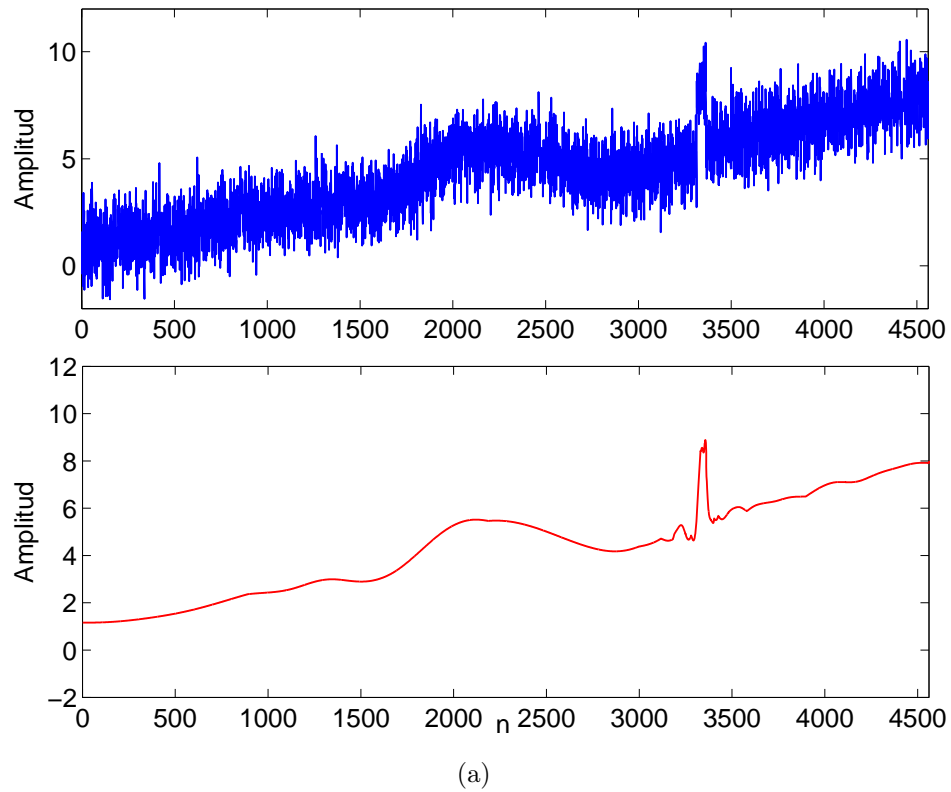


Figura 5.7 – (a) Ejemplo de cancelación de ruido con el método EMD propuesto. De arriba a abajo, se puede observar la serie temporal original, generada sintéticamente, y su correspondiente versión sin ruido. (b) Comparación de las versiones sin ruido de la serie temporal ($x_c[n]$) obtenida mediante EMD y DWT.

5.3.2. Comparación de EMD con EEMD y MEMD

Aunque en esta tesis se propone utilizar una versión simple del método EMD, existen versiones mejoradas y más sofisticadas del método, como Ensemble EMD (EEMD) [88] y Multivariate EMD (MEMD) [44, 67–69]. Estas versiones avanzadas intentan solucionar los fenómenos de mode-splitting (algunos modos oscilatorios que se extienden a varias IMFs) y mode-mixing (dos o más modos contenidos en una IMF), cuya descripción se ha hecho en la Sección 3.4.

En la Fig. 5.8(a) se muestra la descomposición de una señal mediante EEMD. La comparación de la eliminación del ruido con el método EMD simple se presenta en la Fig. 5.8(b). Como puede apreciarse, no se obtienen mejoras apreciables, al menos de forma cualitativa.

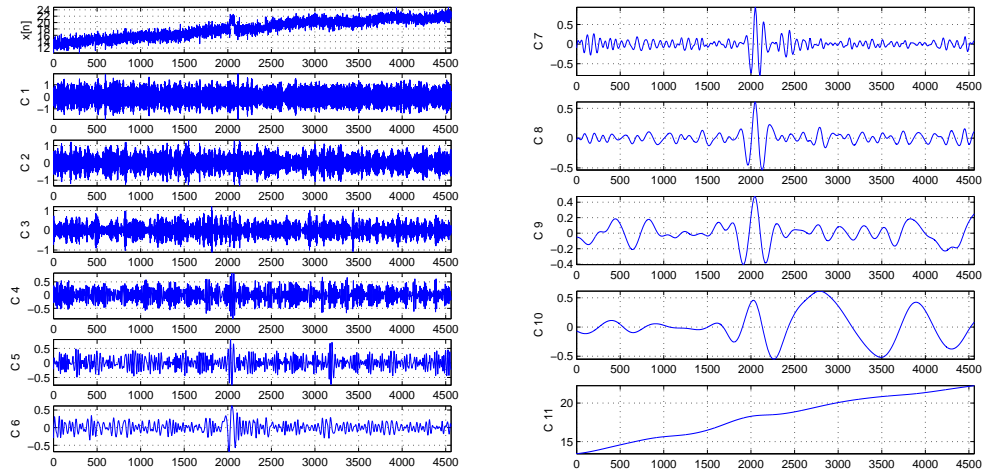
Asimismo, se ha procedido a la evaluación de la mejora obtenida con el método MEMD, cuya descomposición se muestra en la Fig. 5.9(a). Se observa que no se elimina totalmente el problema de mode-splitting y mode-mixing. La justificación es que el comportamiento temporal de las señales que se están procesando no está definido por modos oscilatorios puros, como podría ser una función sinusoidal. Las señales generadas con el sintetizador representado en la Fig. 5.3, que se adaptan al modelo de la señal establecido en la ec. (5.1), no pueden ser descritas mediante oscilaciones de frecuencias bien definidas. De nuevo, se ha efectuado una comparación cualitativa de la cancelación del ruido con los métodos EMD simple y MEMD, cuyos resultados se muestran en la Fig. 5.9(b). No se aprecian grandes beneficios en la aplicación de MEMD, con lo cual no se justifica su implementación debido a la complejidad y alto coste computacional que requiere.

Para obtener una comparación cuantitativa entre el método EMD simple y los métodos EEMD y MEMD, se ha realizado una simulación de Montecarlo para obtener unos resultados preliminares de la sensibilidad y el valor predictivo positivo, que se presentan en la Fig. 5.10. Como puede apreciarse, las mejoras obtenidas no son relevantes, de modo que no hay razones suficientes para adoptar cualquiera de estas variantes de EMD como técnicas de procesamiento. No obstante, es presumible que se podrían obtener mejoras mediante un estudio profundo del problema y un modelo de señal diferente, pero éste no es el objetivo de esta tesis.

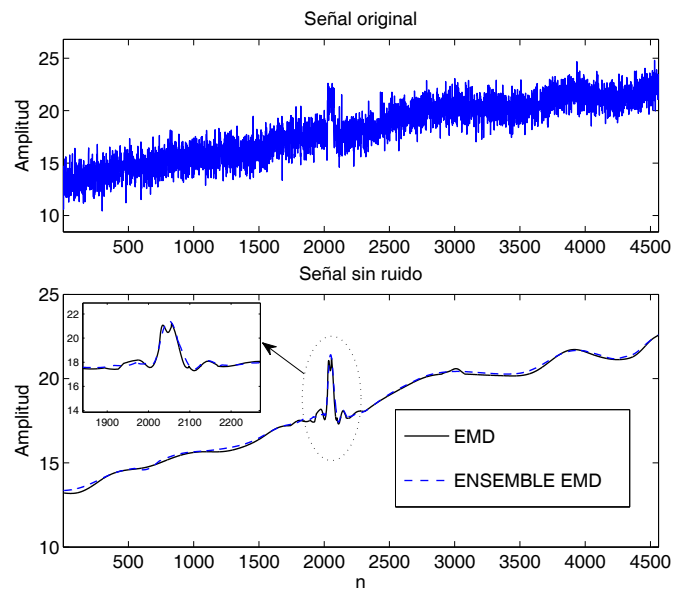
5.4. Estimación de la deriva

5.4.1. Aplicación de métodos clásicos

Una vez cancelado el ruido y de acuerdo con la estrategia que se ha propuesto en la Fig. 5.4, la siguiente etapa consiste en la estimación de la deriva para su posterior cancelación. Para ello, se utilizan técnicas clásicas consolidadas y de uso común para



(a)



(b)

Figura 5.8 – (a) Descomposición de la señal mediante EEMD, y (b) Comparación de la eliminación del ruido con EMD y EEMD.

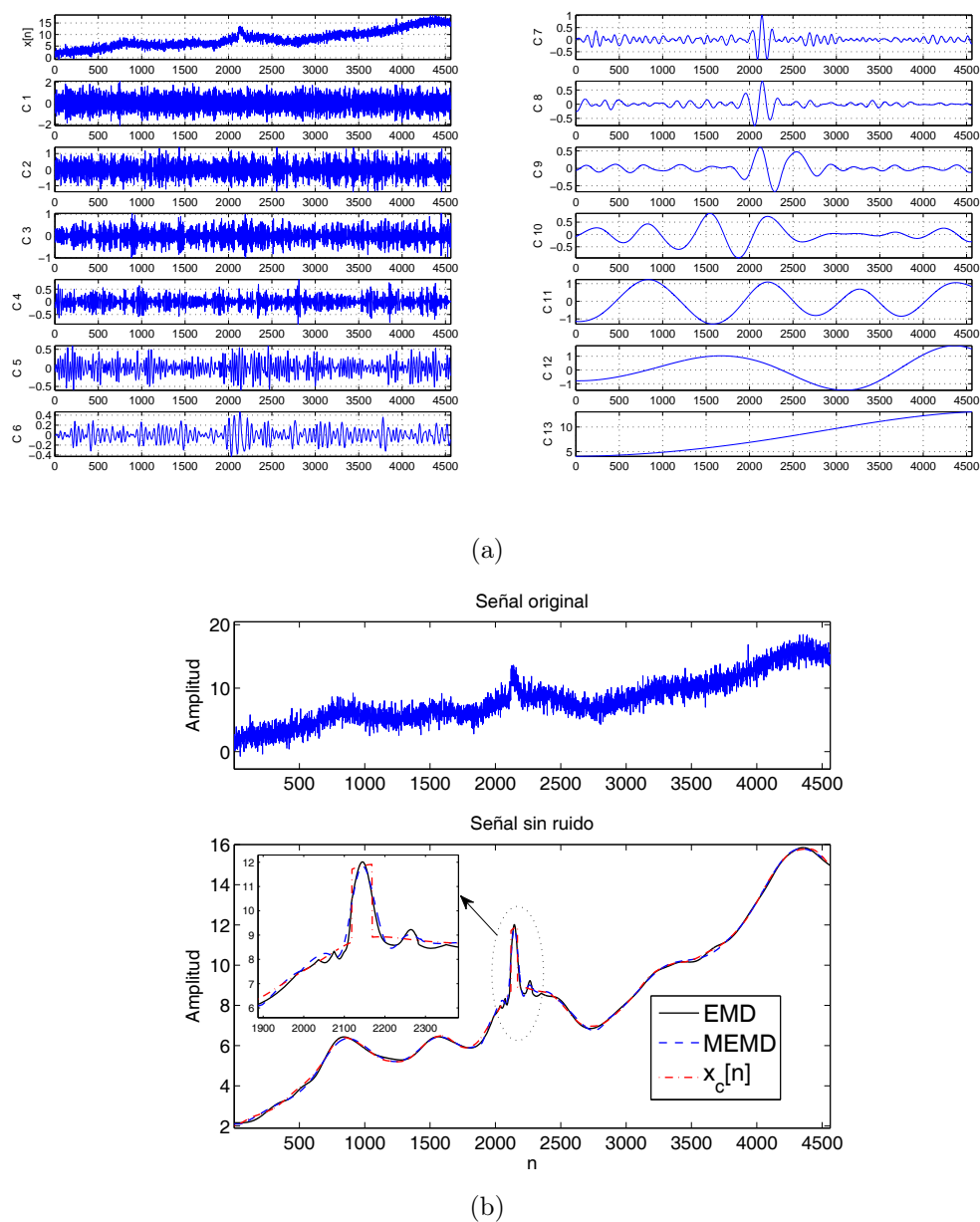


Figura 5.9 – (a) Descomposición de una señal con MEMD, y (b) Comparación de la cancelación de ruido con EMD y MEMD.

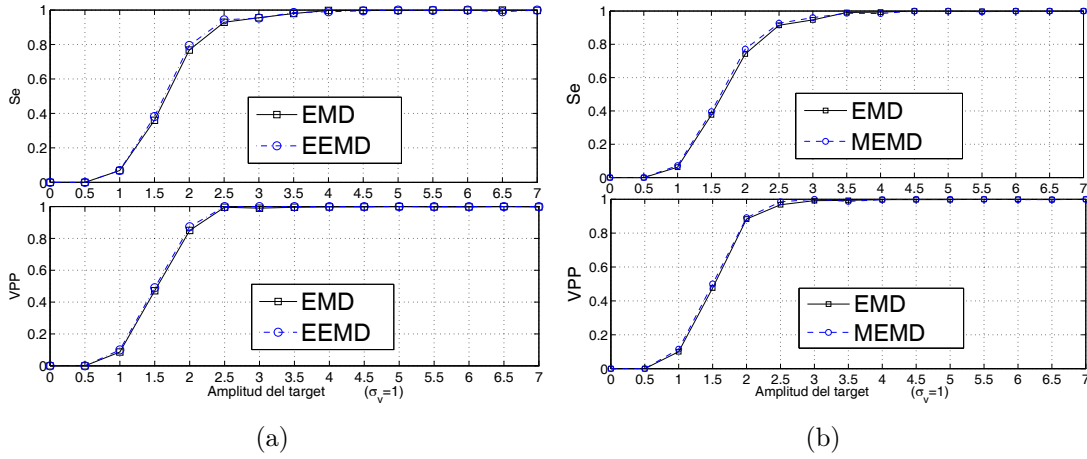


Figura 5.10 – (a) Sensibilidad y valor predictivo positivo del método EEMD comparado con EMD simple. (b) Sensibilidad y valor predictivo positivo del método MEMD comparado con EMD simple.

este fin, entre las que cabe destacar el filtro de Kalman [61, 62] y la media móvil, cuyos fundamentos se han descrito en la Sección 3.2. Dada la señal $\hat{x}_c[n]$:

$$\hat{x}_c[n] = \hat{d}[n] + \hat{t}[n] \quad (5.17)$$

el objetivo es obtener una estimación óptima de la deriva, $\hat{d}[n]$. La señal $\hat{x}_c[n]$ está libre de ruido, cuyas transiciones rápidas, correspondiente a frecuencias altas, se han eliminado en una etapa anterior, obteniéndose una señal suavizada como la que se muestra en la gráfica inferior de la Fig. 5.7(a). Además de la deriva, $\hat{x}_c[n]$ también contiene la señal debida a los blancos, $\hat{t}[n]$, que se caracteriza por transiciones temporales esporádicas y abruptas.

Aplicación del filtro de Kalman

En el caso de que la señal a estimar, $d[n]$, sea una señal con variaciones temporales lentas, como es el caso de la deriva existente en la señal de los píxeles de una cámara IR de bajo coste, podemos adoptar el siguiente modelo dinámico [61, 62]:

$$d[n] = d[n-1] + \alpha[n-1] + w[n] \quad (5.18)$$

donde $d[n-1]$ es un proceso que modela el offset de $x[n]$, esto es, un valor obtenido en el proceso de calibración y $\alpha[n]$ es un proceso que se utiliza para modelar la deriva lenta de la señal respecto al punto de calibración; así, modelamos la deriva $d[n]$ como la suma de dos procesos, $d[n-1]$ y $\alpha[n]$; además, $w[n]$ es un proceso que modela los errores en

la estimación de $d[n]$. La matriz de covarianza de $w[n]$ es:

$$\mathbf{Q}_w[n] = \begin{pmatrix} w_1 & w_2 \\ w_3 & w_4 \end{pmatrix} \quad (5.19)$$

donde w_1 es la varianza de $d[n]$, w_4 es la varianza de $\alpha[n]$ y $w_2 = w_3$ representan la covarianza cruzada de $d[n]$ y $\alpha[n]$. Las ecuaciones de estado quedan como sigue:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}[n] &= \begin{pmatrix} d[n] \\ \alpha[n] \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d[n-1] \\ \alpha[n-1] \end{pmatrix} + w[n] \\ \mathbf{X}[n] &= \mathbf{A}[n-1] \mathbf{X}[n-1] + w[n] \end{aligned} \quad (5.20)$$

y la ecuación de observación se puede escribir como:

$$\begin{aligned} x[n] &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d[n] \\ \alpha[n] \end{pmatrix} + v[n] \\ x[n] &= \mathbf{c}^T[n] \mathbf{X}[n] + v[n] \end{aligned} \quad (5.21)$$

De acuerdo con la teoría general del filtro de Kalman descrita en la Subsección 3.2.1, se implementa el algoritmo. Las condiciones iniciales del algoritmo son:

$$\begin{aligned} \hat{d}[0|0] &= E\{d[0]\} = 0 \\ \hat{\alpha}[0|0] &= E\{\alpha[0]\} = 0 \\ \mathbf{P}[0|0] &= E\{\mathbf{X}[0] \mathbf{X}^H[0]\} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (5.22)$$

Iteraciones para $n = 1, 2, \dots$:

$$\begin{aligned} \hat{d}[n|n-1] &= \hat{d}[n-1|n-1] + \hat{\alpha}[n-1|n-1] \\ \hat{\alpha}[n|n-1] &= \hat{\alpha}[n-1|n-1] \\ \mathbf{P}[n|n-1] &= \mathbf{A}[n-1] \mathbf{P}[n-1|n-1] \mathbf{A}^H[n-1] + \mathbf{Q}_w[n] \\ \mathbf{B}[n] &= \left[\mathbf{C}[n] \mathbf{P}[n|n-1] \mathbf{C}^H[n] + \sigma_v^2 \right]^{-1} \\ \mathbf{K}[n] &= \mathbf{P}[n|n-1] \mathbf{C}^H[n] \mathbf{B}[n] \\ \hat{d}[n|n] &= \hat{d}[n|n-1] + k_1[n] \left[x[n] - \hat{d}[n|n-1] \right] \\ \hat{\alpha}[n|n] &= \hat{\alpha}[n|n-1] + k_2[n] \left[x[n] - \hat{d}[n|n-1] \right] \\ \mathbf{P}[n|n] &= \left[\mathbf{I} - \mathbf{K}[n] \mathbf{C}[n] \right] \mathbf{P}[n|n-1] \end{aligned} \quad (5.23)$$

Se asume que el ruido en el modelo de la ec. (5.18), $w[n]$, es menor que el ruido en las observaciones de la ec. (5.21), $v[n]$, de modo que las estimaciones $\hat{d}[n]$ se consideran fiables. Para ello, se impone la siguiente condición:

$$w_1 \ll \sigma_V^2 \quad (5.24)$$

siendo σ_V^2 la varianza del ruido $v[n]$. Además, se supone que $d[n]$ y $\alpha[n]$ están incorrelados, es decir, $w_2 = w_3 = 0$. En los experimentos llevados a cabo en esta tesis, se ha elegido un valor $w_1 = 10^{-9}$. Con esta condición, se permite un pequeño error en el modelo dinámico del proceso, de modo que se asume una pequeña desconfianza en las estimaciones, para aquellos casos en los que la deriva no se comporte exactamente como en el modelo dinámico de la ec. (5.18). La elección del valor de w_1 es muy importante para estimar correctamente la deriva porque el comportamiento del filtro depende de este parámetro y es necesario conocer el comportamiento temporal de la deriva para establecer su valor.

Aplicación del método de la media móvil

El modelo adoptado para la estimación de la deriva, descrito en la Sección 3.2 es:

$$\hat{d}[n] = \alpha \hat{x}_c[n] + (1 - \alpha) \hat{d}[n - 1] \quad (5.25)$$

donde $\hat{d}[n]$ es el estimador de la deriva en un instante n , $\hat{x}_c[n]$ es la muestra actual de la señal que se está analizando, y $\hat{d}[n - 1]$ es el valor de la deriva estimado previamente. Para modelar cambios lentos, se eligen valores pequeños de α . Valores elevados cercanos a 1 darán una estimación ruidosa, apropiado para el seguimiento de las transiciones rápidas. Es un parámetro que debe elegirse de forma cuidadosa. Su optimización requiere el conocimiento del comportamiento temporal de la deriva.

Criterio de detección de blancos

En el proceso de estimación de la deriva se asume que el estimador resultante, $\hat{d}[n]$, sigue las variaciones lentas de la señal $\hat{x}_c[n]$, mientras que la señal del blanco, $\hat{t}[n]$, se manifiesta como un cambio abrupto o variación temporal rápida. Para poder separar la señal $\hat{d}[n]$ de la señal del blanco $\hat{t}[n]$, durante el proceso de seguimiento de la deriva, se requiere establecer un criterio de detección de los instantes de aparición del blanco. El criterio elegido es el siguiente:

$$\hat{x}_c[n + 1] - \hat{d}[n] \geq \Delta \quad (5.26)$$

donde Δ es un umbral predefinido. De este modo, cualquier transición temporal abrupta debida a la presencia del blanco puede ser identificada como un cambio brusco de ampli-

tud respecto al valor de $\hat{d}[n]$ en el instante anterior. Si la condición anterior se cumple, se decide que es el instante de aparición del blanco, y para preservar la información del mismo se mantienen los sucesivos valores de $\hat{d}[n]$ sin actualizar, de la forma:

$$\hat{d}[n + 1] = \hat{d}[n] \quad (5.27)$$

El valor de Δ ha sido elegido como una solución de compromiso entre la sensibilidad y la especificidad de la detección. Debe ser lo suficientemente bajo para no degradar la señal del blanco, pero a su vez, debe tener un valor mínimo para garantizar que el rizado debido a los errores en el estimador $\hat{d}[n]$ no se interpreten como blancos. En los experimentos realizados se ha elegido un valor de $\Delta = 0,5$.

En la Fig. 5.11 se muestra un ejemplo de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman, donde la gráfica superior contiene la estimación de la deriva (trazo continuo) superpuesta con la señal libre de ruido (trazo discontinuo). La figura incluye un blanco y puede verse cómo el estimador $\hat{d}[n]$ extrae las transiciones suaves de la señal $\hat{x}_c[n]$ excepto durante los instantes de aparición de un flanco abrupto, en torno a la muestra 1500, donde la ec. (5.26) se cumple, indicando la presencia del blanco. El criterio de actuación del filtro de Kalman funciona correctamente dando lugar a una recta horizontal en el estimador $\hat{d}[n]$ para preservar la información del blanco.

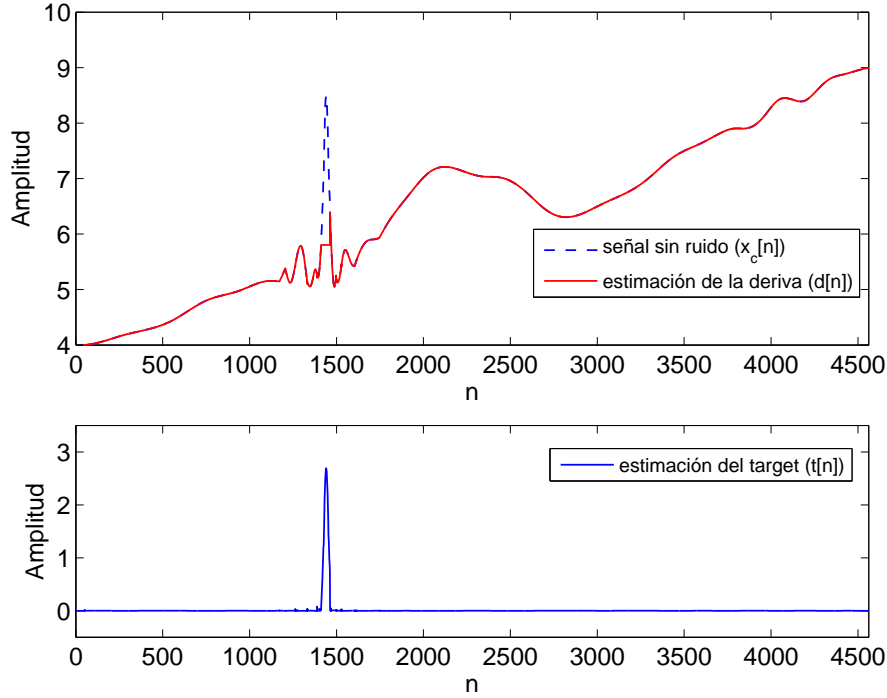


Figura 5.11 – Ejemplo de estimación de la deriva de una señal. El panel superior muestra la estimación de la señal sin ruido, $\hat{x}_c[n]$, y el estimador de la deriva, $\hat{d}[n]$, obtenido mediante el filtro de Kalman. La estimación de la señal del blanco, $\hat{t}[n]$, en el panel inferior, se obtiene como la diferencia de las señales del panel superior ($\hat{t}[n] = \hat{x}_c[n] - \hat{d}[n]$).

5.4.2. Estimación mediante EMD

En la Sección 5.3 se ha descrito un modelo en el cual el ruido y la deriva no se solapan entre sí en la expansión EMD. Así, la serie temporal puede representarse como la suma de dos señales, $x_{ho}[n]$ que contiene el ruido y parte de la información del blanco, y $x_{lo}[n]$ que está compuesta por las IMFs donde se ubica la deriva y también la correspondiente señal debida al blanco, esto es, $x[n] = x_{lo}[n] + x_{ho}[n]$. En este desglose, la señal $x_{ho}[n] = \hat{t}_2[n] + \hat{d}[n]$ descrita en la ec. (5.7) puede servir como una aproximación de la deriva, salvo en los instantes en los que aparece el blanco, puesto que esta señal contiene también información propia del mismo, como puede verse en la Fig. 5.12. Para obtener una buena aproximación de la deriva, $\hat{d}[n]$, se requiere eliminar la influencia del blanco en la señal $x_{ho}[n]$ identificando previamente su localización. Para este fin, se puede utilizar la señal $\hat{t}_1[n]$ de la ec. (5.16), esto es, la suma de las primeras IMFs de ruido umbralizadas, que repetimos aquí para mayor claridad:

$$\hat{t}_1[n] = \sum_{i=1}^{L-Q+1} c_i^{(th)}[n]$$

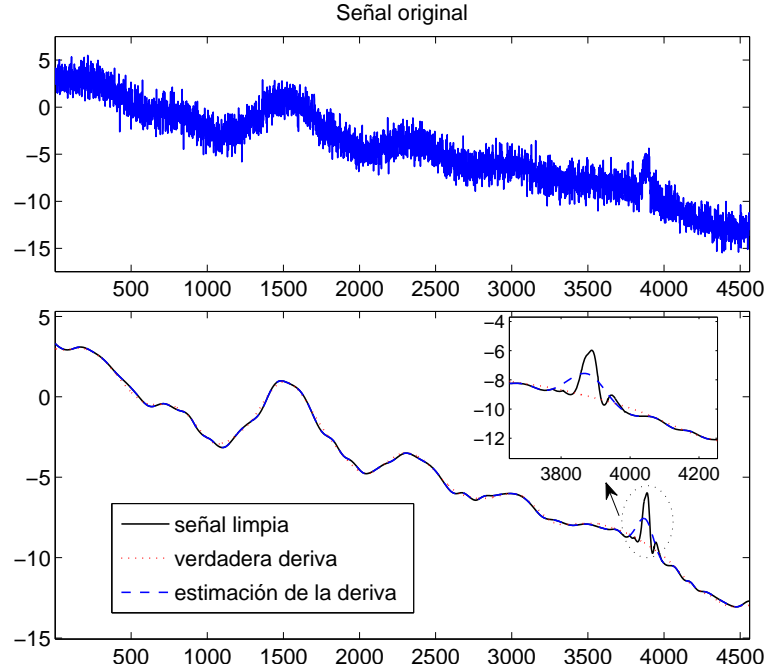


Figura 5.12 – Estimación de la deriva con EMD. La serie temporal original se muestra en el gráfico superior, mientras que el inferior muestra la superposición de la señal sin ruido, la deriva real y la estimación de deriva. También se representa un zoom alrededor del blanco.

A partir de esta señal se pueden obtener los instantes estimados de inicio y fin del evento. La localización del blanco, n_T , se obtiene como el instante donde $\hat{t}_1[n]$ alcanza su máxima amplitud:

$$n_T = \operatorname{argmax}\{\hat{t}_1[n]\} \quad (5.28)$$

El instante de inicio del blanco, \hat{n}_{Ton} , se estima como el primer cruce por cero de la señal $\hat{t}_1[n]$ a la izquierda de n_T . De forma análoga, el instante correspondiente al final del blanco, \hat{n}_{Toff} , se obtiene como el primer cruce por cero a la derecha de n_T . En la Fig. 5.13 se muestra la estimación de los instantes de aparición del blanco. Se representa la señal del blanco utilizada en el experimento y superpuesta la señal $\hat{t}_1[n]$, que como puede apreciarse es el resultado del proceso de umbralización de las primeras IMFs. La única información disponible en $\hat{t}_1[n]$ es la relativa al blanco. Como se desprende de la figura, los instantes de cruce por cero son una excelente estimación de los instantes de aparición del blanco.

Una vez determinado el intervalo de muestras $[\hat{n}_{Ton}, \hat{n}_{Toff}]$ en el cual está presente el blanco, se procede a la estimación de la deriva. Fuera de dicho intervalo la señal $\hat{x}_c[n]$ sólo contiene deriva, esto es:

$$\hat{d}[n] = \hat{x}_c[n] \quad \text{si} \quad n \notin [\hat{n}_{Ton}, \hat{n}_{Toff}]$$

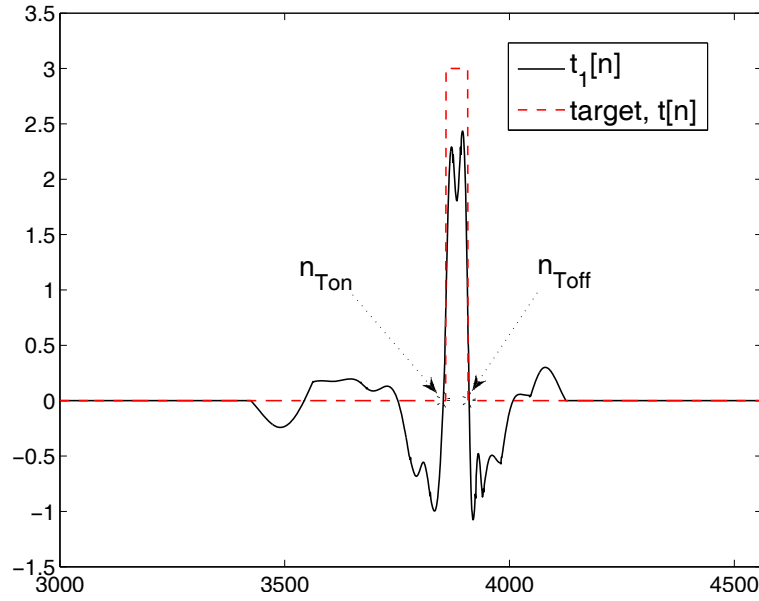


Figura 5.13 – Estimación de los instantes \hat{n}_{Ton} y \hat{n}_{Toff} de aparición del blanco.

mientras que en el citado intervalo, es decir, para $n \in [\hat{n}_{Ton}, \hat{n}_{Toff}]$, sólo hay información relativa al blanco, de manera que la influencia del mismo se preserva mediante interpolación lineal, esto es, $\hat{d}[n]$ es una recta desde el instante \hat{n}_{Ton} hasta el instante \hat{n}_{Toff} en el intervalo $[\hat{n}_{Ton}, \hat{n}_{Toff}]$. Finalmente se extrae el blanco:

$$\hat{t}[n] = \hat{x}_c[n] - \hat{d}[n] \quad (5.29)$$

La Fig. 5.14 muestra el proceso de extracción del blanco. En la gráfica intermedia se muestran superpuestas la auténtica deriva y la estimación de la misma utilizando el procedimiento descrito. Podemos ver que esta estrategia captura con precisión los detalles de esta componente de frecuencias bajas. En la gráfica inferior, se muestra el resultado de la cancelación de la deriva para obtener la estimación del blanco. Para comparar, también se representa la señal del blanco original. Podemos ver que tanto la amplitud del blanco como la duración del mismo se recuperan con fiabilidad.

Hasta el momento se ha considerado únicamente el caso de un único blanco presente en la serie temporal que se está analizando, pero en un caso más general, aunque poco probable dada la corta duración temporal del registro, puede haber varios blancos presentes en la señal. En la Fig. 5.15 se muestran los resultados de aplicar el procedimiento anteriormente descrito en el caso de la existencia de dos blancos. Como una generalización del procedimiento, sean las localizaciones de los K blancos definidas como n_{T_k} , de

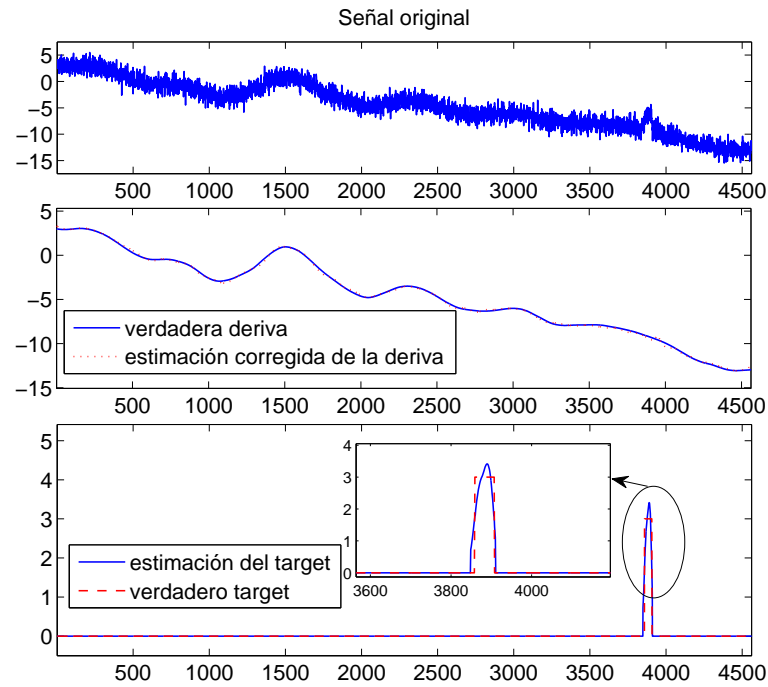


Figura 5.14 – Estimación del blanco mediante EMD. En la parte superior, se puede observar la serie temporal original. La gráfica intermedia representa la verdadera deriva y la estimación de la misma. En la gráfica inferior, se representan la estimación del blanco y un zoom alrededor del mismo.

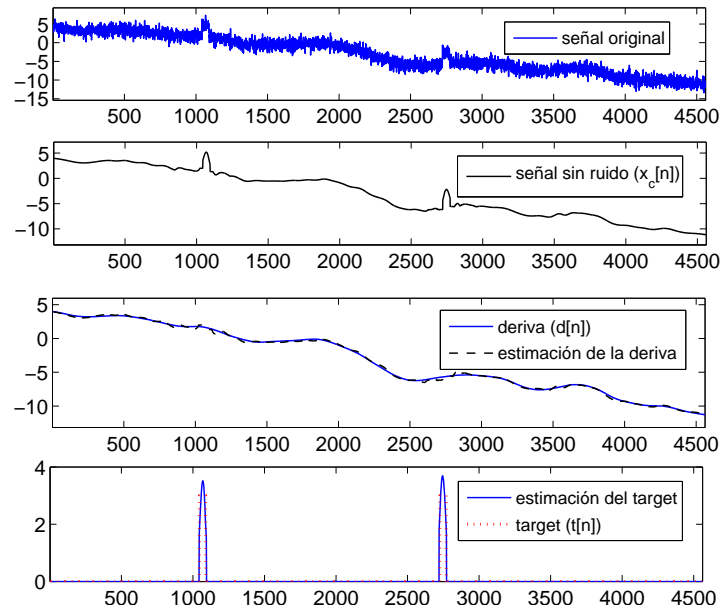


Figura 5.15 – Resultado de la detección con varios blancos.

la siguiente manera:

$$n_{T_k} = \{n \mid \hat{t}_1[n_{T_k}] = \max\{\hat{t}_1[n]\} \quad k = 1 \dots K\} \quad (5.30)$$

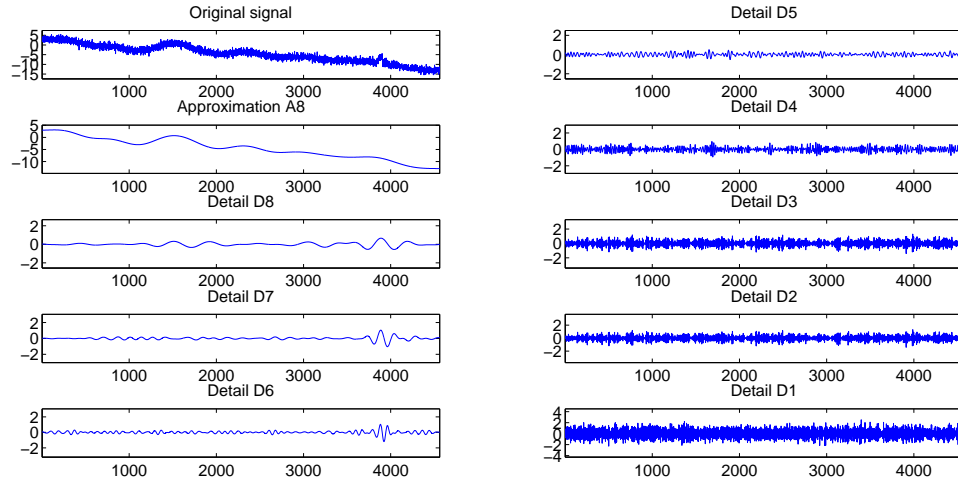
Los instantes $\hat{n}_{T_{kon}}$ y $\hat{n}_{T_{koff}}$ de inicio y fin de cada evento se estiman como el primer cruce por cero a la izquierda y derecha, respectivamente, de cada n_{T_k} . El resto del proceso es similar al caso particular de un único blanco.

Estimación mediante DWT

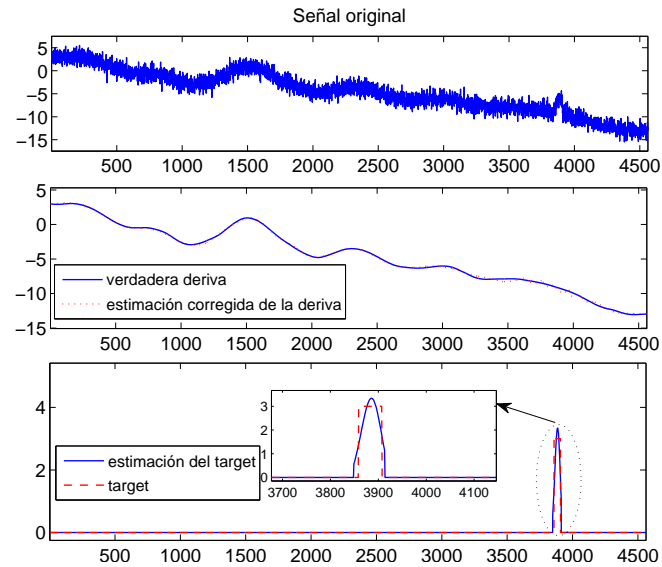
Se ha visto que el método EMD puede utilizarse para obtener un estimador de la deriva. Es preceptivo, por lo tanto, analizar un método alternativo de estimación de la deriva mediante una técnica que también ofrezca buenos resultados en la etapa de eliminación del ruido. En este sentido, se estudia la utilización de la DWT para ese propósito. Para ello, se implementa una descomposición de la señal usando una función wavelet madre Meyer discreta hasta la 8ª escala. La Fig. 5.16(a) muestra la reconstrucción de la señal de aproximación y las señales de detalle a partir de sus coeficientes de la descomposición. La señal $A_8[n]$ es la reconstrucción de la aproximación de nivel 8 y $D_i[n]$ es la reconstrucción de la señal de detalle de nivel i -ésimo, con $i = 1 \dots 8$, tal que $x[n] = A_8[n] + \sum_{i=1}^8 D_i[n]$. La posición del evento se calcula a partir de una estimación local, $\hat{t}_{DWT}[n]$, basada en las señales de detalle de los últimos niveles de la descomposición:

$$\hat{t}_{DWT}[n] = D_6[n] + D_7[n] + D_8[n] \quad (5.31)$$

La señal sin ruido $\hat{x}_{cDWT}[n]$ se obtiene mediante la reconstrucción de las señales umbralizando los coeficientes de la descomposición. El resto del proceso es el mismo que el utilizado para el método EMD. En la Fig. 5.16(b) se muestra un ejemplo de extracción del blanco basado en DWT, de forma similar al de la Fig. 5.14.



(a)



(b)

Figura 5.16 – (a) Descomposición DWT de una respuesta típica $x[n]$ de un sensor IR. Se representan la serie temporal original y su correspondiente aproximación reconstruida $A_8[n]$ y detalles $D_i[n]$, $i = 1, \dots, 8$, y (b) Estimación del blanco basada en la DWT. La serie temporal original se muestra en la gráfica superior. La gráfica intermedia representa la verdadera deriva y la estimación de la misma. En la gráfica inferior, se muestra la estimación del blanco y un zoom de la zonas alrededor del mismo.

Para comparar cualitativamente la estimación del blanco con ambos métodos, la Fig. 5.17 muestra el resultado para una amplitud del blanco $A_{target} = 2$. Como puede verse, la recuperación de la forma de onda del blanco y la estimación de la posición del mismo es más precisa cuando se utiliza el método EMD. La fiel reconstrucción del blanco es importante porque afecta a la probabilidad de detección. Ambos métodos son capaces de detectar el evento, pero la aproximación a la señal original es más precisa cuando se utiliza el método basado en EMD.

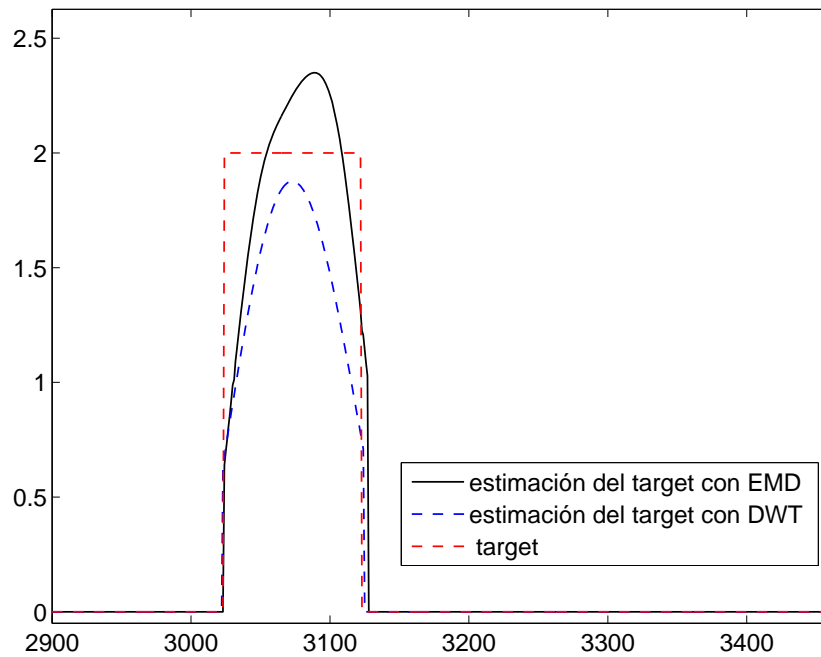


Figura 5.17 – Comparación de la extracción del blanco (áreas circundantes al blanco).

Capítulo 6

Evaluación y presentación de resultados

En este capítulo se presenta la evaluación de las prestaciones obtenidas mediante los distintos métodos de detección, tanto con señales sintéticas como con datos reales. También se analizan las condiciones de validez del método final propuesto. Finalmente, se presenta la discusión de los resultados.

6.1. Consideraciones iniciales

El objetivo fundamental de esta tesis es la propuesta de una técnica de detección de eventos rápidos en una secuencia de imágenes obtenida con una cámara IR de bajo coste. En el capítulo anterior se han descrito una serie de métodos propuestos para la resolución del problema planteado. Ahora bien, es necesario analizar los resultados obtenidos con cada uno de ellos para determinar cuál ofrece mejores prestaciones, en los términos descritos en la Sección 3.6 de sensibilidad, valor predictivo positivo y distorsión de la forma de onda.

El ruido presente en la señal es alto, de modo que en condiciones de baja relación señal a ruido será el factor que limita de forma severa las prestaciones de las técnicas de detección. Por otra parte, una vez eliminada la distorsión introducida por el ruido y la aleatoriedad inherente al mismo, la fase de estimación de la deriva resulta menos compleja.

De este modo, en este capítulo se evalúan las prestaciones de varios esquemas de procesamiento basados en las distintas técnicas para la eliminación del ruido y la estimación de la deriva. Asimismo, se contrastan los resultados obtenidos mediante distintas combinaciones relativas al orden en el que se procesa el ruido y la deriva, con la finalidad de discernir no sólo cuál es la mejor técnica de eliminación de ruido y estimación de la deriva, sino qué estrategia de detección es más adecuada.

Para obtener una validación de las distintas técnicas de procesado, se requieren bases de datos de señales que reflejen el comportamiento de la señal IR en los términos descritos en el modelo adoptado en la Sección 5.2. Se requiere una gran cantidad de señales que abarquen la extensa casuística de variabilidad temporal que se produce en condiciones reales de operación, con el fin de validar estadísticamente los métodos propuestos. Para este propósito, se utiliza una base de datos reproducible basada en el sintetizador de señales descrito en la Sección 5.2 y representado en la Fig. 5.3. Se llevará a cabo un análisis de Montecarlo para los distintos experimentos, utilizando conjuntos de series temporales de longitud $N = 4562$ muestras con ruido aditivo gaussiano. Dado que el problema planteado en esta tesis es la detección de eventos rápidos, se asume que en situaciones normales de operación, el registro bajo análisis tiene una duración temporal corta, de modo que durante ese intervalo de observación aparecerá, a lo sumo, un único evento de interés. Por este motivo, el estudio se lleva a cabo considerando un único blanco, es decir, un pulso para la señal $t[n]$. Para obtener diferentes condiciones de ruido en los distintos conjuntos de señales, la amplitud del blanco A se elige como un valor variable mientras que la varianza del ruido permanece constante y de valor $\sigma_v^2 = 1$. De esta manera, se obtienen señales con diferentes relaciones señal a ruido. En cada experimento, se generan 200 señales distintas para cada amplitud del blanco, promediando finalmente los resultados obtenidos. Se hace un barrido uniforme de amplitud desde 0 hasta 7, puesto que los valores de señal del blanco están en ese rango al tratarse de blancos débiles. Asimismo, la posición del blanco es una variable aleatoria, contemplando de este modo la posibilidad de que aparezca en cualquier instante, y su duración también es aleatoria, dentro de un intervalo corto, entre 30 y 50 muestras, simulando el carácter abrupto de blancos móviles rápidos.

Debido a la particular morfología de las series temporales obtenidas con una cámara IR sin refrigerar y sin elementos mecánicos basada en una FPA de detectores PbSe de baja resolución, se plantea la hipótesis de que el método EMD es una herramienta idónea para extraer la señal de los eventos de interés de las componentes que lo enmascaran, el ruido y la deriva. Para demostrar esta hipótesis, a continuación se procede al análisis y contraste de las prestaciones de las distintas técnicas de detección.

6.2. Eliminación previa del ruido

En esta sección se considera el análisis de la introducción de una etapa de eliminación del ruido previa a la estimación de la deriva. Esta estrategia de detección es el pilar fundamental de la técnica de detección propuesta en esta tesis. Con la eliminación del ruido se prevé una mejora sustancial en la posterior estimación de la deriva, y consecuentemente, en los resultados de detección finales. Además, puesto que la técnica EMD ofrece buenos resultados en la cancelación del ruido, lo que se ha validado en numerosos trabajos de investigación, se utiliza EMD como técnica de procesado en esta etapa.

Posteriormente se contrasta la efectividad de EMD con otras técnicas de eliminación de ruido comúnmente utilizadas, como la DWT. Las distintas pruebas realizadas en esta sección están encaminadas a un análisis exhaustivo de los resultados de detección que se obtienen con la inclusión de la eliminación previa del ruido mediante el método EMD. Para establecer un marco comparativo, se analiza el sistema de la Fig. 5.4 utilizando el método de eliminación de ruido basado en EMD [63, 64] y se contrasta con otros esquemas alternativos que prescinden de esta etapa previa de eliminación del ruido. Se analizan cuatro casos distintos, cada uno de ellos con una técnica de detección diferente, que son los siguientes:

1. *EMD + Kalman*: una primera fase de eliminación de ruido mediante EMD seguida de una etapa de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman.
2. *EMD + average*: una etapa previa de eliminación del ruido basada en EMD y la posterior estimación de la deriva utilizando la técnica de la media móvil.
3. *Kalman*: una única etapa de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman, prescindiendo de la etapa previa de eliminación del ruido.
4. *Average*: una única etapa de estimación de la deriva utilizando la media móvil.

En los casos 3 y 4, que utilizan exclusivamente la estimación de la deriva $\hat{d}[n]$ a partir de la serie temporal $x[n]$, la estimación de la señal del blanco $\hat{t}_s[n]$ se obtiene como $\hat{t}_s[n] = x[n] - \hat{d}[n]$. Esta señal todavía contiene ruido que hay que cancelar para minimizar falsas detecciones. Para este propósito, se aplica un umbral análogo al descrito en el proceso de umbralización de las IMFs de la descomposición EMD. El umbral aplicado directamente a la señal $\hat{t}_s[n]$ es:

$$\varepsilon_{\hat{t}_s[n]} = c\sqrt{2\ln N\sigma_{\hat{t}_s[n]}^2} \quad (6.1)$$

En la Fig. 6.1 se ilustran los resultados obtenidos del análisis de Montecarlo. En la gráfica superior se muestra el valor de sensibilidad obtenido en cada uno de los cuatro casos analizados, mientras que el valor predictivo positivo se representa en la gráfica inferior. Como puede apreciarse, las mejores prestaciones se obtienen en los casos 1 y 2 en los cuales se utiliza una fase previa de eliminación de ruido, obteniéndose unos valores de sensibilidad y valor predictivo positivo muy superiores a los alcanzados en los casos 3 y 4. Respecto a la comparativa de estos esquemas de detección, en la Fig. 6.1(a) se observa que la sensibilidad es similar en ambos casos, de lo que se deduce que una vez eliminado el ruido, la fase de estimación de la deriva no es tan crítica, pues se ha eliminado la incertidumbre y aleatoriedad inherente al ruido. Los resultados obtenidos con la estimación posterior de la deriva mediante el filtro de Kalman (caso 1) o utilizando la media móvil (caso 2) son similares. En todo caso, el problema que se plantea es la detección de eventos con muy baja relación señal a ruido, por ello resulta de especial

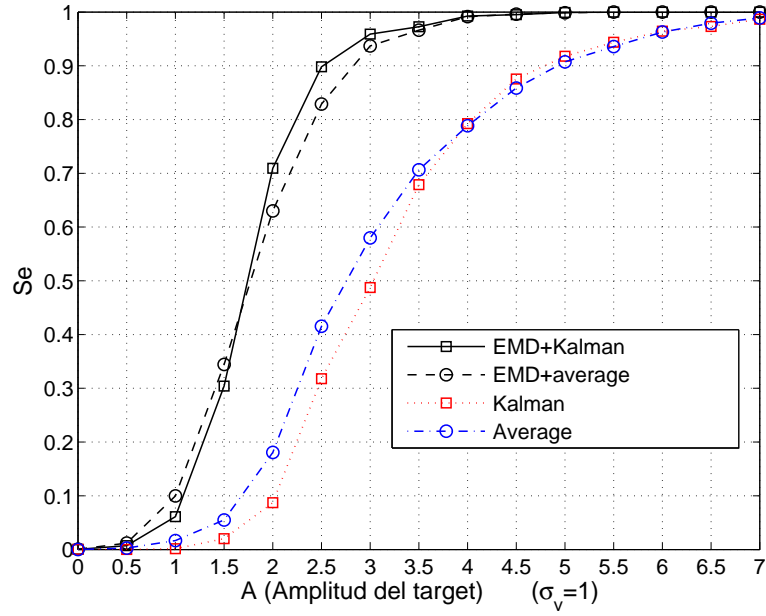
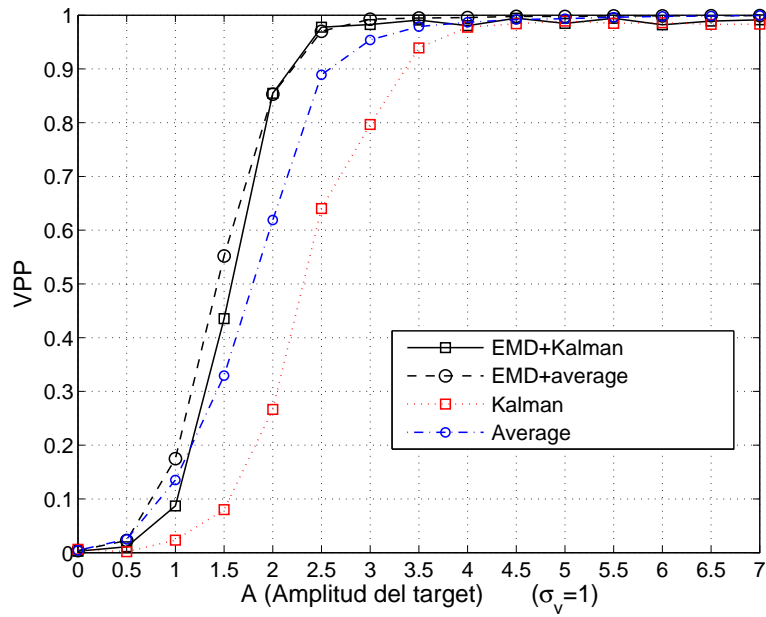
(a) Sensibilidad ($Se = \frac{VP}{VP+FN}$).(b) Valor predictivo positivo ($VPP = \frac{VP}{VP+FP}$).

Figura 6.1 – Análisis de las prestaciones de la eliminación previa del ruido en comparación con la estimación de la deriva tradicional.

interés analizar los resultados obtenidos para bajas amplitudes de los blancos. En la Fig. 6.1(a) se puede apreciar que la probabilidad de detectar un evento en condiciones de baja amplitud, con valores en torno a 2, es notablemente superior en los casos 1 y 2. Además, la probabilidad de detectar correctamente un blanco, sin falsas alarmas o falsas detecciones, también es superior, como se deduce de la Fig. 6.1(b).

6.3. Estudio comparativo mediante EMD y DWT

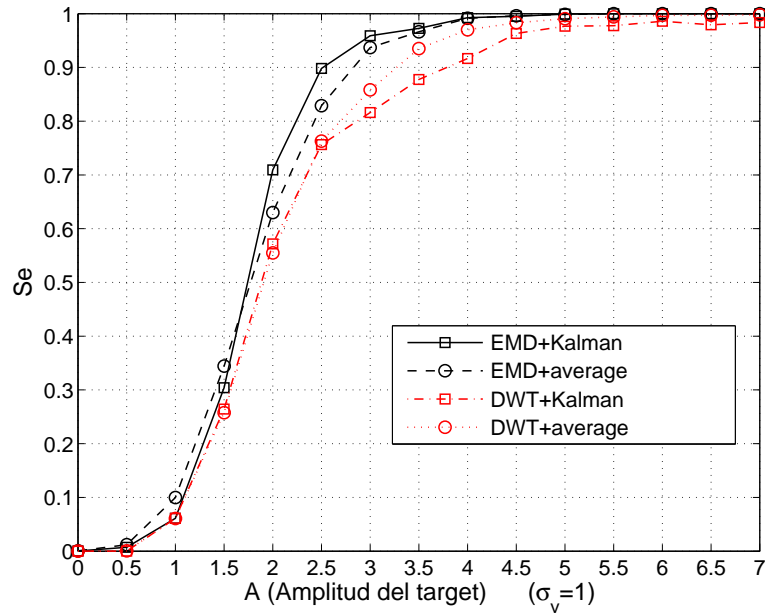
Una vez comprobada la mejora sustancial obtenida en la detección mediante la inclusión de una etapa de cancelación de ruido previa a la estimación de la deriva, es necesario contrastar la eficacia del método EMD con otro método consolidado y de uso común, como es la DWT. Para este propósito, se diseñó un método de eliminación de ruido basado en la DWT usando la wavelet madre Meyer discreta hasta la 6ª escala de descomposición. Se analizan otros cuatro casos para tal fin:

1. *EMD + Kalman*: una primera fase de eliminación de ruido mediante EMD seguida de una etapa de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman.
2. *EMD + average*: la etapa previa de eliminación del ruido basada en EMD y la posterior estimación de la deriva utilizando la técnica de la media móvil.
3. *DWT + Kalman*: una primera fase de eliminación de ruido mediante la técnica DWT seguida de una etapa de estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman.
4. *DWT + average*: una primera etapa de eliminación de ruido mediante la técnica DWT seguida de una etapa de estimación de la deriva mediante el método de la media móvil.

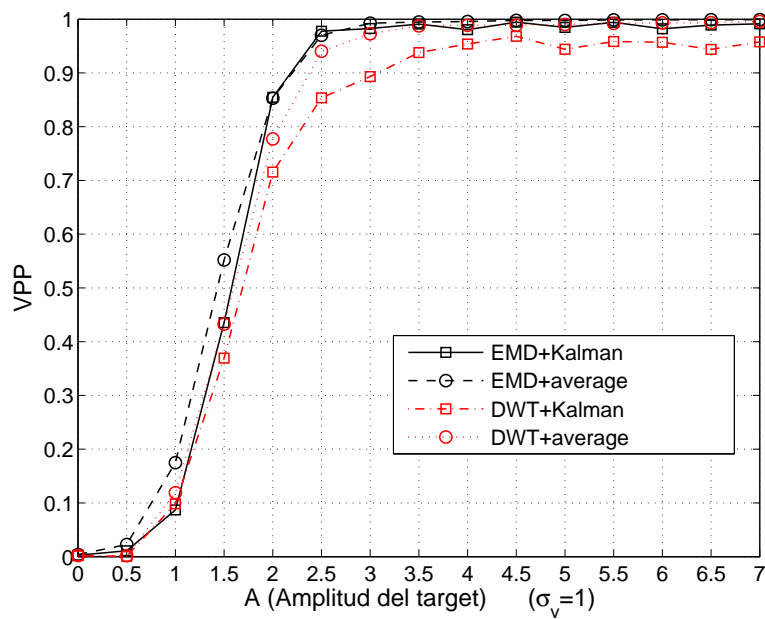
A continuación se presentan los resultados obtenidos, separados de acuerdo al tipo de estudio realizado: detección, variabilidad de la sensibilidad y distorsión de la forma de onda recuperada.

Estudio de la detección

Los resultados relativos a los parámetros de sensibilidad y valor predictivo positivo se muestran en la Fig. 6.2. Se observa que los casos 1 y 2, que se basan en la eliminación del ruido mediante EMD, ofrecen mejores resultados en términos de sensibilidad y valor predictivo positivo respecto a los casos 3 y 4, que utilizan DWT para ese propósito. En la Fig. 6.2(a) puede apreciarse que para una amplitud del blanco baja, de valor 2,5, en el caso 1 que utiliza EMD para eliminar ruido seguido del filtro de Kalman para estimar la deriva, se obtiene un valor de sensibilidad de 0,9, mientras que en los casos 3 y 4, que eliminan el ruido mediante la técnica DWT, la sensibilidad está en torno a un valor de 0,75. Esta diferencia es suficientemente significativa para proponer



(a) Sensibilidad.



(b) Valor predictivo positivo.

Figura 6.2 – Comparación de los métodos de cancelación de ruido mediante EMD y DWT en términos de sensibilidad y valor predictivo positivo.

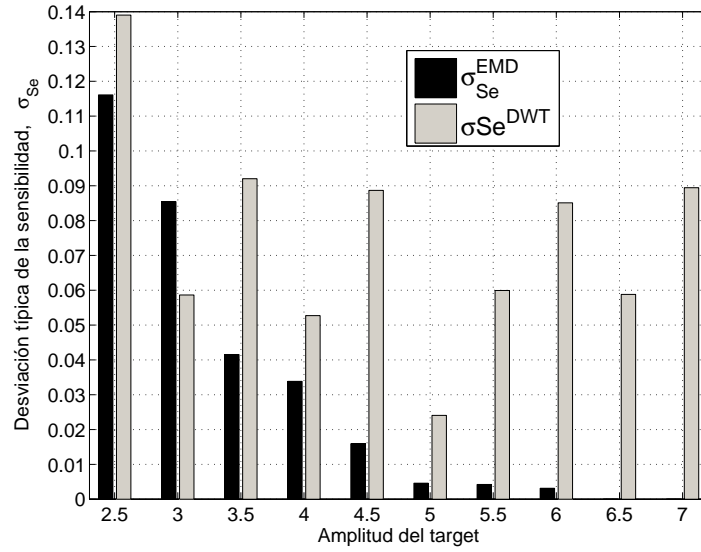


Figura 6.3 – Desviación típica de la sensibilidad de la Fig. 6.2(a).

el método EMD como técnica de detección. Además, como se observa en la Fig. 6.2(b), la eliminación de ruido con DWT y la estimación de la deriva mediante el filtro de Kalman ofrece un valor predictivo positivo en torno a 0,95 incluso para amplitudes de los blancos altas, lo que se traduce en falsas alarmas. Ello se debe a que la cancelación del ruido mediante DWT tiene dos inconvenientes principales : 1) la forma de onda del pulso cuadrado correspondiente a la estima del blanco ($\hat{t}[n]$) se ve significativamente más alterada; 2) se sobreestima la deriva, lo que se traduce en fluctuaciones rápidas que se pueden interpretar como blancos, dando lugar a falsos positivos, tal como se describe en la Fig. 5.7(b).

Estudio de la variabilidad de la sensibilidad

Puesto que los valores de sensibilidad obtenidos son el resultado del promediado de los valores obtenidos en las 200 señales generadas para cada valor de amplitud del blanco, en los análisis de Montecarlo realizados, resulta imprescindible estudiar la variabilidad de la sensibilidad en cada conjunto de señales utilizadas. Para ello, se analiza el valor de la desviación típica de la sensibilidad, calculado como:

$$\sigma_{Se} = \sqrt{\frac{1}{200} \sum_{i=1}^{200} (Se_i - \mu_{Se})^2} \quad (6.2)$$

donde el subíndice i indica el número de la señal generada en cada conjunto de señales y $\mu_{Se} = \frac{1}{200} \sum_{i=1}^{200} Se_i$ es el valor promediado de la sensibilidad. Se han analizado dos casos distintos, los casos 1 y 3, los cuales se diferencian únicamente en el método utilizado

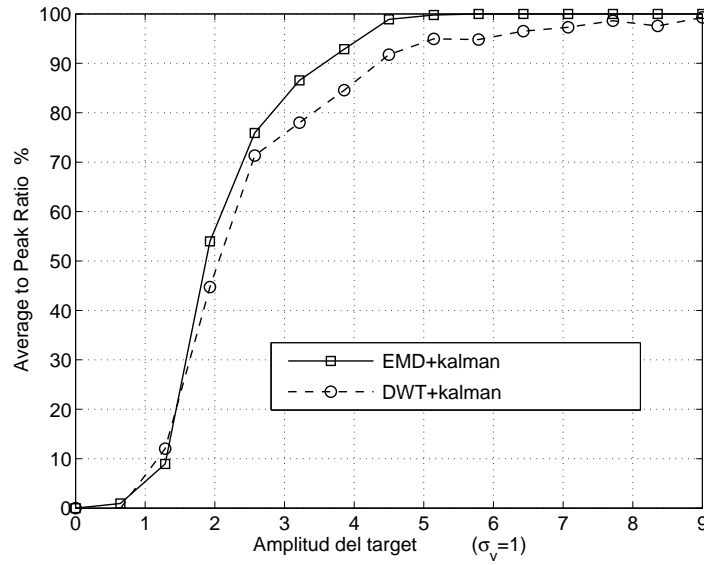


Figura 6.4 – Comparación del parámetro APR para los métodos EMD y DWT.

para la eliminación del ruido, mientras que ambos utilizan el filtro de Kalman para la estimación de la deriva. Los resultados se muestran en la Fig. 6.3, en la cual se representa la desviación típica de la sensibilidad de la Fig. 6.2(a) en función de la amplitud del blanco. No se incluyen los resultados para amplitudes del blanco menores que 2,5 porque no son significativos al corresponderse con amplitudes del blanco muy bajas. Como puede apreciarse, la desviación típica de la sensibilidad es pequeña en ambos casos, lo que indica que ambas técnicas de eliminación de ruido ofrecen resultados de detección robustos. No obstante, para el caso del método basado en EMD su valor decrece con el incremento de la amplitud del blanco, mientras que para el caso del método basado en DWT no se produce una reducción de la variabilidad de la sensibilidad.

Estudio de la forma de onda recuperada

También es menester analizar las prestaciones de los métodos de eliminación del ruido en cuanto a la distorsión de la forma de onda reconstruida del blanco. Para ello, tal como describe en la Subsección 3.6.2, se calcula el valor del parámetro APR , cuya formulación matemática se repite aquí por comodidad:

$$APR = \frac{1}{N_T} \frac{\sum_{n=n_{Ton}}^{n_{Toff}} \hat{t}[n]}{A_{target}} \times 100\%$$

Este parámetro contabiliza el valor medio de las muestras del blanco detectadas respecto a la amplitud del blanco, que en el caso de las simulaciones realizadas es un valor

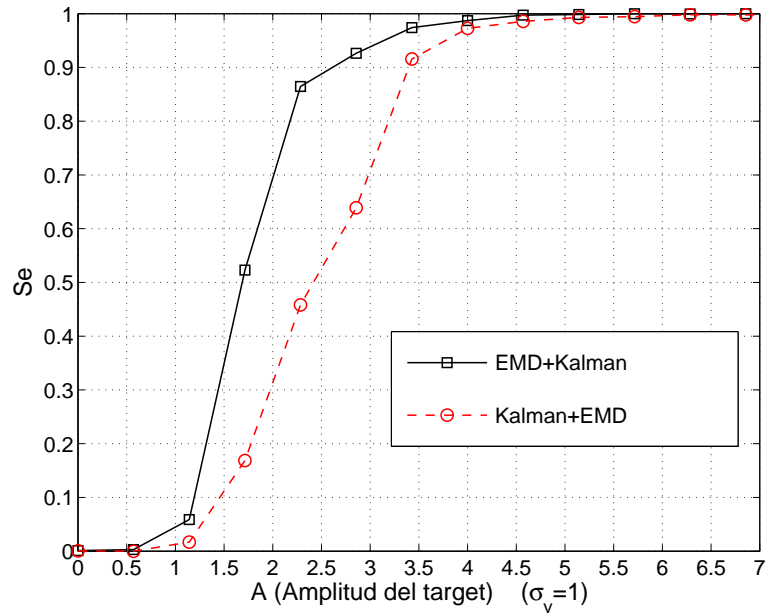
constante, puesto que se utiliza como forma de onda un pulso rectangular de amplitud A_{target} . Un valor APR cercano al 100 % es un indicativo de la fiabilidad del método en la recuperación de la forma del blanco sin distorsión, y máxime en el caso restrictivo utilizado en este trabajo de una forma de onda uniforme. Un valor elevado del parámetro APR así como una alta sensibilidad indican que el método de detección ofrece una alta probabilidad de detección de las muestras del blanco con una elevada fiabilidad en la reconstrucción de la amplitud de las mismas. Además, la tasa de falsos positivos debe ser lo menor posible, condición que se consigue con un valor predictivo positivo próximo a 1.

Se analizan, por lo tanto, de forma análoga al estudio anterior, los casos 1 y 3, que se diferencian únicamente en el método utilizado para la eliminación del ruido, el método EMD y la técnica DWT, respectivamente. Los resultados relativos al análisis del parámetro APR se presentan en la Fig. 6.4. En ambos casos las prestaciones obtenidas son muy buenas, de modo que para amplitudes de los blancos mayores que 4,5 el valor de APR es superior al 90 %, aumentando a medida que se incrementa la amplitud del blanco. Sin embargo, de nuevo se comprueba una mejora en las prestaciones obtenidas en el caso 1, es decir, mediante la utilización de la técnica EMD para la eliminación del ruido. Como puede verse, para una amplitud del blanco pequeña, $A_{target} = 2$, con el método utilizado en el caso 1 se obtiene un valor del parámetro en torno al 55 %, mientras que en el caso 2 se queda en un 45 %, manteniéndose la superioridad del caso 1 para amplitudes mayores.

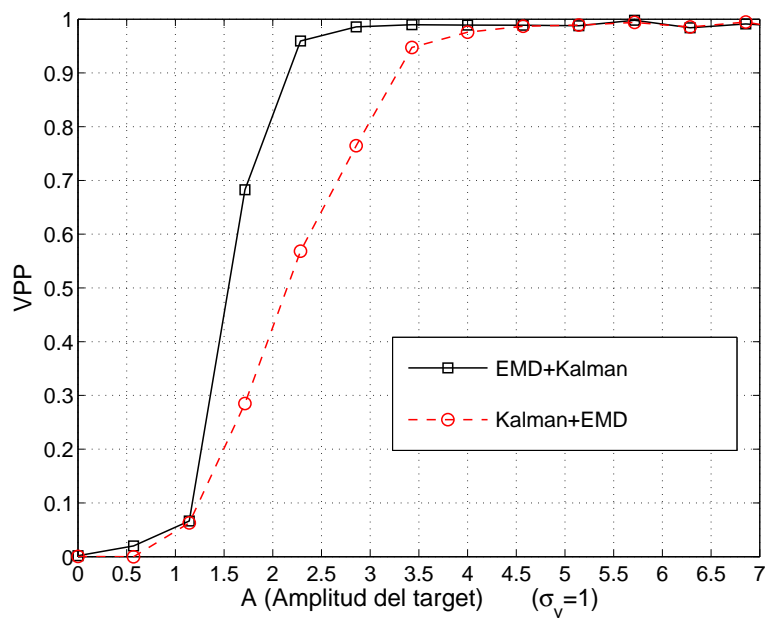
6.4. Cancelación previa de la deriva

Se ha comprobado que mediante la cancelación del ruido previa a la estimación de la deriva se obtienen mejoras apreciables en los resultados de detección, en términos de sensibilidad y valor predictivo positivo. No obstante, se podría considerar que la eliminación del ruido podría hacerse posteriormente a la estimación de la deriva, en lugar de eliminar el ruido mediante el establecimiento de un umbral de detección como en la ec. (6.1). En otras palabras, podría pensarse que la etapa de eliminación del ruido no aportaría beneficio en la estimación de la deriva, de modo que la mejora de la detección no sea consecuencia de una mejor estimación de la deriva. Para clarificar este punto, se analiza un esquema de detección adicional que implementa la cancelación del ruido posterior a la estimación de la deriva. Se han analizado dos casos distintos:

1. *EMD + Kalman*: una primera fase de eliminación de ruido mediante EMD seguida de una estimación de la deriva utilizando el filtro de Kalman.
2. *Kalman + EMD*: una primera fase de estimación de la deriva utilizando el filtro de Kalman y una posterior eliminación de ruido mediante EMD.



(a) Sensibilidad.



(b) Valor predictivo positivo.

Figura 6.5 – Evaluación del método de estimación de la deriva tradicional seguido de la cancelación de ruido basada en EMD.

Estos dos métodos se diferencian en el orden en el cual se realizan las fases de eliminación del ruido y la estimación de la deriva, pero las técnicas utilizadas para cada fase son las mismas en ambos casos. La estimación de la deriva se lleva a cabo mediante el filtro de Kalman. Para la eliminación del ruido se utiliza el método EMD, puesto que ya se ha demostrado que ofrece mejores resultados que la técnica DWT.

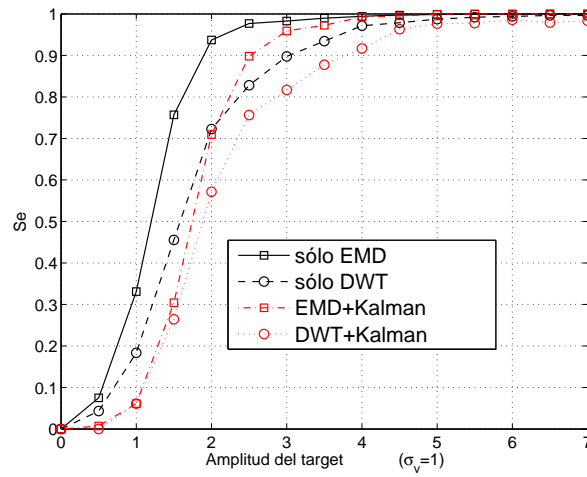
Los resultados se ilustran en la Fig. 6.5. Como puede apreciarse, en el caso 1 se obtienen resultados notablemente mejores, en términos de sensibilidad y valor predictivo positivo. Para una amplitud del blanco $A_{target} = 2,5$, la sensibilidad obtenida en el caso 1, que utiliza en primer lugar la eliminación del ruido, tiene un valor cercano a 0,9, mientras que en el caso 2, donde la eliminación del ruido es posterior a la estimación de la deriva, la sensibilidad está en torno a 0,5, muy inferior. Una situación similar se da para el valor predictivo positivo, con un valor cercano a 0,98 en el caso 1 y en torno a 0,65 para el caso 2. Se confirma pues que una estrategia de detección robusta debe incluir una etapa de eliminación de ruido previa a la estimación de la deriva.

6.5. Detección basada únicamente en EMD

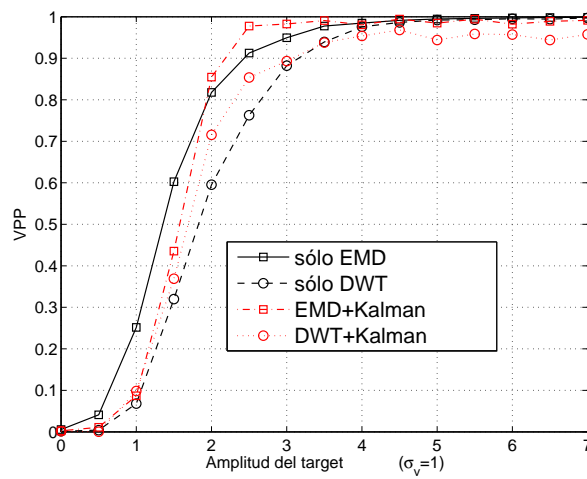
Hasta ahora se ha comprobado el buen funcionamiento del diagrama de bloques de la Fig. 5.4 que se propone en esta tesis, que consiste en una primera fase de eliminación del ruido seguida de una posterior fase de eliminación de la deriva. Del análisis de los resultados obtenidos en los distintos casos presentados en las secciones anteriores, se deduce que las mejores prestaciones se obtienen con un esquema de detección basado en el método EMD para la eliminación del ruido y la posterior estimación de la deriva utilizando el filtro de Kalman. El siguiente paso en nuestra metodología consiste en validar una estrategia de detección basada únicamente en el método EMD. Para ello se consideran los siguientes casos:

1. *EMD + EMD*: una técnica de detección basada exclusivamente en la utilización del método EMD, tanto para la eliminación previa del ruido como para la posterior estimación de la deriva, tal como se ha descrito en la Subsección 5.4.2.
2. *DWT + DWT*: utilización exclusiva de la técnica DWT para la eliminación previa del ruido y la posterior fase de estimación de la deriva.
3. *EMD + Kalman*: la fase de eliminación de ruido se implementa mediante la técnica EMD y la posterior estimación de la deriva se basa en el filtro de Kalman.
4. *DWT + Kalman*: la eliminación del ruido está basada en la técnica DWT y la estimación de la deriva se lleva a cabo mediante el filtro de Kalman.

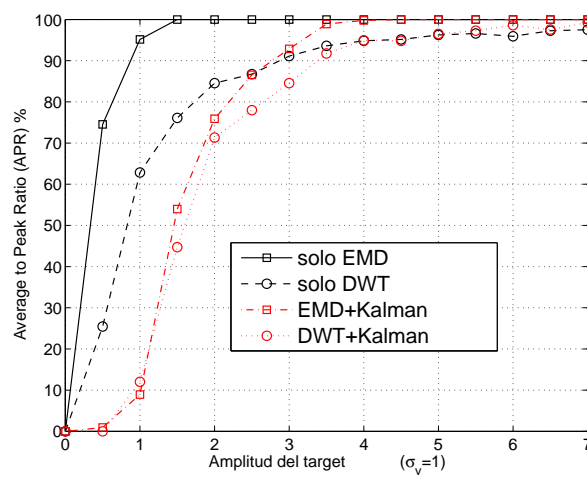
La Fig. 6.6 muestra los resultados obtenidos. En la Fig. 6.6(a) se observa que las mejores prestaciones, en lo que a sensibilidad se refiere, se obtienen con la técnica basada



(a) Sensibilidad.



(b) Valor predictivo positivo.



(c) Parámetro APR.

Figura 6.6 – Análisis comparativo de los distintos métodos.

únicamente en EMD, caso 1, debido a una eficaz cancelación del ruido además de una precisa estimación de la deriva. La mejora de la sensibilidad es apreciable sobre todo cuando las amplitudes de los blancos son bajas, que es el caso más restrictivo y que se presenta habitualmente en imágenes IR. En la Fig. 6.6(a) se puede observar que para una amplitud del blanco de valor 2 en el caso 1 se obtiene una sensibilidad cercana a 0,95, mientras que en los demás casos apenas se supera el valor de 0,7.

En la Fig. 6.6(b) se representa la comparativa del valor predictivo positivo obtenido en los distintos casos. De nuevo, el método basado únicamente en EMD es el que ofrece mejores resultados, sobre todo en los casos de blancos con baja amplitud. Así, para amplitudes del blanco menores que 2, se obtienen valores de VPP superiores al caso *EMD + Kalman*. Con una amplitud del blanco $A_{target} = 3$ el valor predictivo positivo es superior a 0,95, lo que indica una tasa muy baja de falsas detecciones o falsos positivos. Se alcanza el valor máximo de 1 a partir de una amplitud del blanco de valor $A_{target} = 4$, indicando la fiabilidad del método basado en EMD.

Las prestaciones relativas a la distorsión en la forma de onda recuperada se muestran en la Fig. 6.6(c). De nuevo, el caso 1 es el que ofrece unos mejores resultados, pudiendo concluir que la técnica de detección basada únicamente en la utilización del método EMD es la que produce menos distorsión de la forma de onda recuperada. Se obtienen valores del parámetro *APR* muy superior a las demás técnicas de detección, alcanzando valores cercanos al 100 % incluso para amplitudes de los blancos muy pequeñas, de valor $A_{target} = 1,5$.

A la vista de los resultados, se puede concluir que la técnica basada únicamente en EMD ofrece unas altas prestaciones de sensibilidad, valor predictivo positivo y recuperación de la forma de onda.

6.6. Estudio con señales reales

Hasta el momento se han analizado distintas estrategias de detección utilizando señales sintéticas generadas con el sintetizador de señales representado en la Fig. 5.3. Es preceptivo validar las técnicas de detección estudiadas con una base de datos de señales reales. Como se ha comentado en la Sección 5.2, no se dispone de bases de datos de acceso público de imágenes IR obtenidas con cámaras de bajo coste en la banda MWIR, y menos todavía de cámaras basadas en FPAs de PbSe. Ello dificulta la validación de los métodos propuestos, de ahí que en los experimentos realizados en las secciones anteriores se utilicen señales sintéticas.

Con el afán de realizar un estudio y validación de la técnica de detección propuesta en esta tesis de la forma más amplia posible, se han utilizado también en el estudio señales reales obtenidas con una cámara infrarroja MATRIX 1024 de alta velocidad basada en una FPA con una resolución de 32×32 detectores de PbSe, desarrollada por New Infrared Technologies, S.L. [48]. Dada la escasa cantidad de imágenes reales

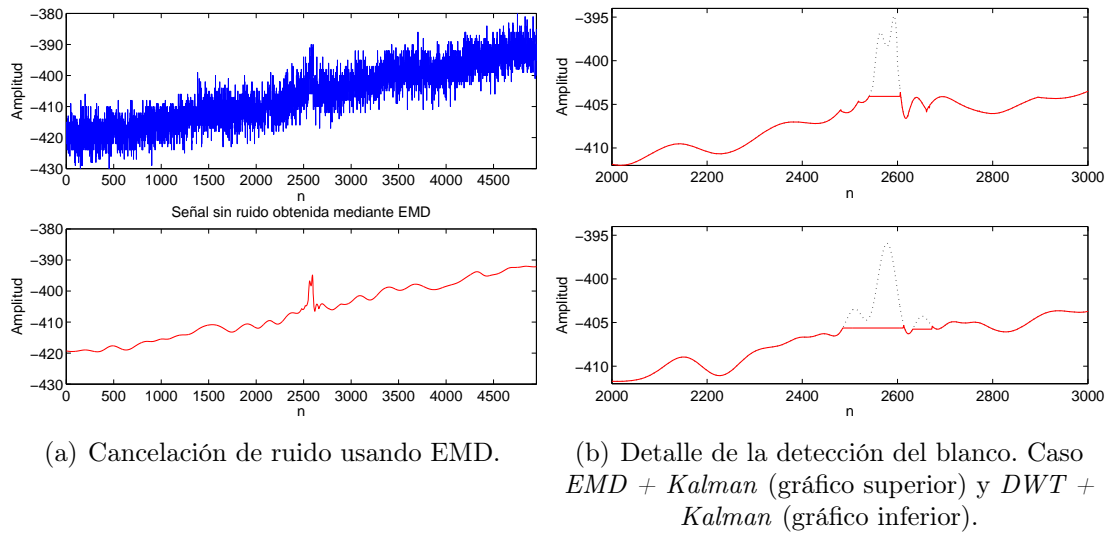


Figura 6.7 – Análisis cualitativo con señales reales.

disponibles, no es posible realizar un análisis de Montecarlo similar al caso de señales sintéticas. Por esta razón, se presenta en primer lugar un análisis cualitativo con las series temporales registradas por algunos píxeles de la cámara anteriormente mencionada, pasando posteriormente a realizar un estudio cuantitativo, dentro de las limitaciones impuestas por la no disponibilidad de una base de datos lo suficientemente amplia.

Para el análisis cualitativo se analizan en primer lugar series temporales obtenidas a partir de 4950 imágenes consecutivas, tomadas a una velocidad de 925 imágenes por segundo, de modo que los registros equivalen a unos 5,35 segundos de duración temporal. La Fig. 6.7 muestra un ejemplo de una serie temporal real tomada en estas condiciones. Esta señal corresponde a un sólo píxel elegido de forma aleatoria en la FPA de 1024 píxeles. En la Fig. 6.7(a) se puede apreciar que la secuencia está altamente corrompida por ruido, que es cancelado mediante el método EMD. Se añadió un blanco de corta duración en el instante $n = 2550$. Como se puede observar, la eliminación del ruido permite conservar la forma de onda del blanco que proporciona información tanto de la localización como de la duración del evento. El método basado en la DWT también se aplica a dicha señal y una gráfica detallada de la detección de blancos con ambos métodos se representa en la Fig. 6.7(b). En la gráfica inferior de la Fig. 6.7(b) se aprecia una mayor distorsión de la forma de onda cuando se utiliza el método DWT, que se traduce en un ensanchamiento de la señal del blanco respecto al método EMD de la gráfica superior.

Con el fin de obtener resultados cuantitativos con datos reales, hay que tener en cuenta que los píxeles adyacentes de una FPA no tienen la misma potencia de ruido, ni siquiera en el caso de píxeles adyacentes. Para que los resultados del análisis sean descriptivos, hay que considerar series temporales con igual potencia de ruido. Para este

Tabla 6.1 – Experimento con señales reales realizado con varios registros obtenidos a partir de una secuencia de vídeo tomada con la cámara MATRIX 1024 de NIT.

	Se_{EMD}/Se_{DWT}	VPP_{EMD}/VPP_{DWT}
<i>Pixel 1, $A_{target} = 5$</i>	0,48/0,41	0,45/0,40
<i>Pixel 2, $A_{target} = 5$</i>	0,46/0,45	0,39/0,41
<i>Pixel 3, $A_{target} = 10$</i>	0,95/0,92	0,98/0,93
<i>Pixel 4, $A_{target} = 10$</i>	0,95/0,93	0,96/0,93
<i>Pixel 5, $A_{target} = 15$</i>	0,98/0,98	0,99/0,98
<i>Pixel 6, $A_{target} = 15$</i>	0,98/0,98	0,99/0,98

propósito, la secuencia de vídeo se divide en M secuencias de imágenes consecutivas. De esta manera, si se fija un píxel, se pueden obtener M series temporales con la misma potencia de ruido, cuyos resultados se pueden promediar. Por lo tanto, con los datos disponibles, se seleccionan seis píxeles de la FPA con la misma desviación típica de ruido de valor $\sigma_{ruido} = 3,9$. Para estos píxeles, sólo se pueden obtener cinco registros temporales consecutivos con 4080 muestras cada uno ($M = 5$). El blanco se genera sintéticamente en una posición aleatoria con las amplitudes que se indican en la Tabla 6.1. El experimento se repite 20 veces y se promedian los resultados. Con una amplitud del blanco de valor $A_{target} = 5$, la relación señal a ruido es tan baja (téngase en cuenta que $\sigma_{ruido} = 3,9$) que los resultados obtenidos con ambos métodos son similares, y en todo caso las diferencias son poco significativas puesto que los valores son menores que 0,5. Sin embargo, para amplitudes del blanco moderadas, como sucede en la 3ª y 4ª fila de la tabla, con $A_{target} = 10$, los valores de sensibilidad y de valor predictivo positivo que ofrece el método EMD son superiores. Aunque sería necesario disponer de una mayor diversidad temporal a partir de un elevado número de registros de señal, los resultados indican que la tendencia es que el método EMD ofrece mejores prestaciones.

6.7. Validez del método EMD para detectar eventos rápidos

El método de detección de objetos en movimiento desarrollado en esta tesis se basa en la hipótesis de que el método EMD es capaz de separar las tres componentes de la señal capturada en cada píxel de una cámara IR de bajo coste, el blanco $t[n]$, la deriva $d[n]$ y el ruido $v[n]$. Para que ello sea posible con una alta sensibilidad, el comportamiento temporal de las distintas componentes debe ser muy diferente. Si se pretende detectar eventos rápidos, de corta duración, la variación temporal de la señal debida a los eventos es más rápida que el comportamiento de la deriva. Por ello, se ha hecho un estudio de las prestaciones del método EMD en función de la duración del blanco, es decir,

del número de muestras en las que aparece el evento. En la Fig. 6.8 se muestran los resultados de sensibilidad obtenidos de una simulación de Montecarlo, donde para cada valor de longitud del blanco se han sintetizado 200 señales. La amplitud del blanco se mantuvo constante en el experimento, de valor igual a 3, así como la desviación típica del ruido, de valor $\sigma_v = 1$. Se ha utilizado el método EMD tanto para la eliminación del ruido como para la estima de la deriva, de acuerdo a la propuesta desarrollada en la Subsección 5.4.2, y se hace un estudio comparativo con la técnica basada en el método DWT. Como puede observarse, a medida que la longitud del blanco aumenta la sensibilidad disminuye porque su comportamiento temporal es lento, similar al de la deriva. En todo caso, las prestaciones del método EMD son siempre superiores a las que se obtienen con el método DWT.

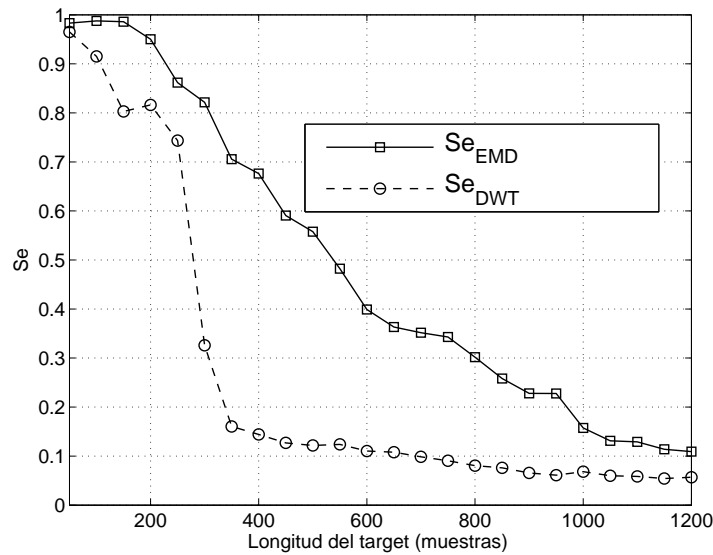


Figura 6.8 – Sensibilidad del método EMD comparado con DWT en función de la duración del blanco. La amplitud del blanco se mantiene constante y de valor 3, y el ruido tiene una desviación típica $\sigma_v = 1$ en todos los experimentos.

6.8. Discusión de resultados

En esta tesis se analizan distintas técnicas de procesamiento de señal para detectar eventos rápidos mediante cámaras IR de bajo coste. Los principales problemas a superar, impuestos por la restricción de bajo coste son un nivel de ruido elevado, una deriva con amplitudes que pueden llegar a ser elevadas, y un blanco con poco contraste respecto al fondo y de baja amplitud.

Las prestaciones obtenidas por las técnicas de detección dependen de su capacidad para eliminar el ruido y estimar la deriva con precisión, preservando asimismo la señal debida al blanco. A la vista de los resultados, como consecuencia de su discusión, aquí se hace la propuesta del método que ofrece los mejores resultados posibles, en términos de sensibilidad, valor predictivo positivo y mínima distorsión de la forma de onda recuperada, se han analizado distintos métodos, tanto para la eliminación del ruido como para la estimación de la deriva. Asimismo, se han llevado a cabo numerosos experimentos para evaluar las posibles combinaciones de etapas de procesamiento, con el fin de obtener una definición completa de la técnica que mejor se ajusta al problema de detección planteado en este trabajo.

Las conclusiones que se derivan de los experimentos presentados en este capítulo son las siguientes:

1. El esquema de detección que ofrece mejores resultados es la que incluye una fase de preprocesamiento para la eliminación de ruido, previa a la estimación de la deriva.
2. La eliminación del ruido mediante el método EMD es más precisa que si se implementa utilizando la técnica DWT.
3. La estimación de la deriva basada en EMD supera en prestaciones a los métodos clásicos (filtro de Kalman y media móvil) y a la técnica DWT.

Se ha comprobado que el método EMD es una herramienta de procesamiento muy útil para separar componentes de una señal con comportamientos temporales significativamente distintos, como es el caso planteado en este trabajo, donde se asume un modelo de señal aditivo compuesto de ruido, deriva y blanco, con variaciones temporales muy diferentes.

El método EMD es idóneo para procesar señales no estacionarias, pues el mecanismo de descomposición para la obtención de los modos oscilatorios es totalmente dependiente de los datos. Asimismo, no es necesario establecer un modelo dinámico de la señal, lo que es una gran ventaja, pues el planteamiento de un modelo matemático de la evolución temporal de un proceso es una cuestión compleja y suele ser una fuente de errores, llegando en el mejor de los casos a una mera aproximación al problema real.

Por lo tanto, la técnica de detección propuesta en esta tesis es la siguiente: una fase de eliminación del ruido basada en EMD y una posterior estimación y cancelación de la deriva realizada también en el dominio EMD.

Capítulo 7

Conclusiones y líneas futuras de investigación

En esta tesis se presentan dos aportaciones principales dentro de la temática de los sistemas de detección de movimiento basados en cámaras infrarrojas:

1. El diseño de una cámara IR de bajo coste para la extracción de la señal de una FPA de detectores de PbSe.
2. El análisis de distintas técnicas de procesado de señal para la corrección de las deficiencias asociadas a la restricción de bajo coste, entre las que destacan el alto ruido presente en la imagen y la deriva de baja frecuencia. Todo ello se ha concretado en la propuesta de los siguientes esquemas de detección:
 - Un detector compuesto por una etapa previa de preprocesado para la eliminación del ruido mediante el método EMD y una posterior fase de estimación de la deriva utilizando métodos clásicos de seguimiento, tales como el filtro de Kalman y la media móvil. Se ha probado la eficacia de la inclusión de este bloque de eliminación de ruido y se han contrastado los resultados obtenidos con otra técnica de uso extendido como la DWT.
 - Un método de detección de eventos rápidos totalmente desarrollado en el dominio EMD, tanto para la eliminación del ruido como para la estimación de la deriva.

7.1. Aportaciones de la Tesis

En el Capítulo 3 se presentan las técnicas de procesado de señal orientadas a la implementación de las dos fases de las técnicas de detección propuestas, la eliminación del ruido y la estimación de la deriva. Se presenta un estudio detallado de los fundamentos

de los métodos de análisis multirresolución de una señal, la técnica DWT y el método EMD, y su aplicación a la eliminación de ruido. También se describen los métodos clásicos de seguimiento de una señal a partir de una versión de la misma corrompida por ruido. En este sentido, se desarrollan los fundamentos del filtro de Kalman y del método de la media móvil como herramientas para el seguimiento de la deriva en una señal IR. El capítulo finaliza con la descripción de la métrica utilizada para la evaluación de las prestaciones de las técnicas de detección de eventos desarrolladas. Las principales aportaciones de este capítulo son:

- Se introducen los principios de eliminación del ruido mediante el método EMD, preservando la información debida a eventos de corta duración.
- El enfoque de la estimación de la deriva en señales IR como un problema de filtrado óptimo, cuya concreción es el filtro de Kalman.
- El establecimiento de una métrica de evaluación de las prestaciones de las técnicas de detección, con la inclusión del parámetro *APR* para la cuantificación de la distorsión de la forma de onda.

En el Capítulo 4 se presentan los aspectos fundamentales de la arquitectura de una cámara IR que es un prototipo demostrador de la viabilidad tecnológica de un sistema de bajo coste, en el cual se ha prescindido del uso del modulador mecánico de la radiación incidente, así como de los elementos de refrigeración y control de temperatura de la FPA. Como principales aportaciones de este capítulo deben resaltarse:

- El procedimiento de eliminación de la corriente de oscuridad de los fotodetectores de PbSe mediante un algoritmo recursivo basado en la utilización de un convertidor digital-analógico, un amplificador integrador y un convertidor analógico-digital. Todo el proceso está controlado por un DSP y los parámetros son configurables por el usuario.
- La corrección de la dispersión en los valores nominales de la resistencia de oscuridad de los distintos detectores de una FPA.
- La calibración de detectores con una resistencia de oscuridad dentro de un gran margen de valores.
- El planteamiento de un esquema de lectura multiplexada de los detectores para minimizar el número de contactos y amplificadores necesarios en la cámara, reduciendo de este modo el consumo y volumen del sistema.

El Capítulo 5 presenta el problema de detección de eventos rápidos en el escenario restrictivo de muy baja relación señal a ruido y agravado todavía más, si cabe, por una deriva del fondo de gran amplitud. Las principales aportaciones que deben reseñarse en este capítulo son [61–64]:

- La propuesta de una etapa de cancelación de ruido previa a la fase de seguimiento y supresión de la deriva.
- La comparación de distintos métodos de eliminación del ruido, como la DWT ampliamente utilizada y el método EMD propuesto en esta tesis.
- La utilización de distintas técnicas clásicas de seguimiento y cancelación de la deriva, como el filtro de Kalman y la media móvil.
- El diseño de una nueva técnica de estimación de la deriva basada en el método EMD.
- La construcción de una base de datos sintética sobre la cual validar los distintos métodos de detección propuestos.
- El análisis y validación de la técnica de detección planteada con señales reales obtenidas con una cámara IR.

En el Capítulo 6 se hace un estudio exhaustivo de los resultados obtenidos en distintos experimentos, en los cuales se analizan las prestaciones de varias técnicas de detección de eventos rápidos en señales IR. Se muestra una comparativa de distintas estrategias de detección, utilizando distintos métodos de eliminación de ruido y estimación de la deriva, así como la influencia de cada fase de procesado en las prestaciones finales obtenidas. Como principal aportación de este capítulo cabe destacar la definición y propuesta de un esquema de detección de eventos de corta duración, con resultados ampliamente contrastados con otras técnicas alternativas.

A modo de conclusiones finales podemos señalar que:

1. Se demuestra la viabilidad tecnológica de extraer la señal de una FPA de baja resolución de detectores de PbSe con una arquitectura de bajo coste en la que se ha prescindido del modulador mecánico y de los elementos de refrigeración.
2. Se propone el empleo de una técnica de detección basada en una primera etapa de eliminación de ruido mediante EMD y una posterior cancelación de la deriva basada también en EMD, que ofrece unas altas prestaciones en cuanto a sensibilidad y valor predictivo se refiere, así como a la distorsión de la forma de onda recuperada.

7.2. Líneas futuras

Esta tesis doctoral supone el inicio de una línea de investigación en la que se propone el uso del método EMD para la detección de eventos de corta duración mediante

una cámara IR de bajo coste. Se demuestra la capacidad de extracción de la señal de los detectores con una electrónica en la cual se prescinde de elementos mecánicos de modulación así como de los componentes de refrigeración y control de la temperatura. Como resultado de la investigación, se dispone de un prototipo de cámara IR que supone una plataforma de validación de la electrónica propuesta. También puede utilizarse para obtener una base de datos con señales reales con la cual evaluar distintas técnicas de detección. Sin embargo, sería necesario avanzar en el diseño de la cámara, pasando de ser un prototipo de laboratorio a un producto orientado al consumidor. En este sentido, la transferencia de tecnología es una tarea a desarrollar.

Del mismo modo, se analiza el método EMD como una técnica de procesamiento de señal idónea para resolver el problema de detección planteado. A la vista de los resultados obtenidos en los numerosos experimentos realizados, se propone como una alternativa a las numerosas técnicas de detección empleadas por los investigadores y documentadas en la extensa bibliografía existente dentro de la temática de la detección de señales. Una vez que se ha validado la utilidad del método EMD y la técnica de detección propuesta, será necesario seguir estudiando con el propósito de perfeccionar las distintas etapas de procesamiento involucradas en la técnica desarrollada.

Por lo tanto, se consideran de especial interés las siguientes líneas de continuación de este trabajo:

- Abordar la transferencia tecnológica, desarrollando una cámara profesional orientada al consumidor, en el contexto de aquellas aplicaciones que requieren la detección de eventos rápidos. Ello implica el desarrollo de una cámara de bajo consumo, ligera y poco voluminosa, que pueda ser integrada dentro de procesos complejos, en un entorno industrial, o para aplicaciones que requieran un número elevado de unidades, como puede ser un escenario militar, o su uso en el sector del automóvil, para la detección de obstáculos en condiciones de baja visibilidad. Esta cámara debe tener la capacidad de procesar la señal de una FPA de mayor resolución que el prototipo desarrollado, pues ya están disponibles actualmente matrices de PbSe de 80×80 detectores. Asimismo, el diseño de la arquitectura debe orientarse a una plataforma basada en hardware con altas prestaciones pero sin renunciar a la restricción impuesta de bajo coste. En este sentido, actualmente existen dispositivos comerciales avanzados y con un coste moderado, como las modernas FPGAs.
- Implementación de las rutinas de procesamiento de señal en lenguajes de programación de propósito general (C++, Java), así como su optimización para que puedan ser ejecutadas en tiempo real sobre las distintas plataformas disponibles en el mercado.
- Profundizar en el estudio del método EMD, con el fin de reducir, en la medida de lo posible, los efectos no deseados inherentes al mismo, como son los problemas de mezcla de modos (mode-mixing) y dispersión de modos (mode-splitting). También es de gran interés ahondar en la mejora de la descomposición del método EMD

mediante formulaciones alternativas, que incluyen otros métodos de interpolación distintos a la formulación estándar mediante splines.

- Elaboración de una base datos de señales reales obtenidas con detectores de PbSe para validar las distintas técnicas de detección que se puedan plantear.
- Desarrollo de una interfaz gráfica para el cómodo manejo de las bases datos y la obtención de las secuencias de imágenes, tanto reales como sintéticas, y la aplicación de las distintas técnicas de detección propuestas.

Apéndice A

Publicaciones a las que ha dado lugar la realización de la tesis

En este apéndice se enumeran las publicaciones a las que ha dado lugar la realización de la tesis, tanto en revistas como congresos internacionales.

A.1. Informes técnicos

Dentro de la colaboración en el Centro de Investigación y Desarrollo de la Armada (CIDA) se elaboraron una serie de informes técnicos relacionados, directa o indirectamente, con la presente tesis doctoral. Entre ellos podemos mencionar los siguientes:

- Módulo de tratamiento de señal con modulación electrónica para un array sensor infrarrojo (Noviembre de 1997).
- Diseño y presentación de esquemas de un sistema de lectura electrónica de la señal que evite el modulado mecánico (Abril de 1998).
- Definición del híbrido de proceso de señal para una matriz de 16×2 elementos (Noviembre de 1998).

Autores: José Piñeiro Ave y Antonio Artés Rodríguez. Colaboración CIDA-Universidad Politécnica de Madrid.

- Esquemas circuitales de la placa procesadora con especificaciones de componentes (Junio de 1999).
- Placa procesadora y software de mejora de la sensibilidad de la señal de una matriz multisensor de Seleniuro de Plomo (Diciembre de 1999).
- Diseño y evaluación preliminar del sistema de adquisición y preprocesado (Junio de 2000).

- Mejora y depuración de la algoritmia de preprocesado sobre la tarjeta procesadora (Diciembre de 2000).

Autores: José Piñeiro Ave y Antonio Artés Rodríguez. Colaboración CIDA-Universidad de Alcalá.

- Diseño de la electrónica para sensores refrigerados y programas de preprocesado (Junio de 2001).
- Realización de la nueva tarjeta de lectura y preprocesado para la cámara compacta (Noviembre de 2001).

Autores: José Piñeiro Ave y Antonio Artés Rodríguez. Colaboración CIDA-Universidad Carlos III de Madrid.

A.2. Revistas indexadas en el JCR

- José Piñeiro Ave, Manuel Blanco Velasco, Fernando Cruz Roldán, y Antonio Artés Rodríguez, “Target Detection for Low Cost MWIR Cameras Based on Empirical Mode Decomposition”, *Infrared Physics and Technology*, volumen 63, número 3, páginas 222-231, Marzo de 2014. ISSN: 1350-449. Factor de impacto: 1.364.

A.3. Revistas no indexadas en el JCR

- José Piñeiro Ave, Antonio Artés Rodríguez y Rocío Sánchez Montero, “Application of Kalman filter to drift adaptive correction in infrared focal plane arrays”, *WSEAS Transaction on Signal Processing*, 2/2, páginas 271-278, Marzo de 2006, ISSN: 1790-5052.

A.4. Congresos internacionales

- José Piñeiro Ave, Manuel Blanco-Velasco, Fernando Cruz Roldán y Antonio Artés Rodríguez, “Noise cancellation in IR video based on empirical mode decomposition”, *Proceedings of SPIE, SPIE Defense, Security, and Sensing*, volumen 8744, 87440C-1, CCC code: 0277-786X/13/18, doi: 10.1117/12.2015349, Baltimore, Maryland (Estados Unidos), Fecha: 29 de Abril de 2013 a 3 de Mayo de 2013.
- José Piñeiro Ave, Antonio Artés Rodríguez y Rocío Sánchez Montero, “Kalman filtering for drift correction in IR detectors”, *Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation (ISPRA 06)*, WSEAS 2006, ISBN: 960-8457-41-6, Alcalá de Henares (Madrid), Febrero 2006.

Apéndice B

Glosario de abreviaturas y acrónimos

AC *Altern Current.*

ADC *Analog to Digital Converter.*

APR *Average to Peak Ratio.*

BS *Background Subtraction.*

DAC *Digital to Analog Converter.*

DC *Direct Current.*

DSP *Digital Signal Processor.*

DWT *Discrete Wavelet Transform.*

EEMD *Ensemble Empirical Mode Decomposition.*

EMD *Empirical Mode Decomposition.*

Es *Especificidad.*

FN *Falsos Negativos.*

FP *Falsos Positivos.*

FPA *Focal Plane Array.*

FPN *Fixed Pattern Noise.*

IMF *Intrinsic Mode Function.*

IR *InfraRed.*

LWIR *Long-Wave InfraRed.*

MEMD *Multivariate Empirical Mode Decomposition.*

MWIR *Mid-Wave InfraRed.*

NEP *Noise Equivalent Power.*

NETD *Noise Equivalent Temperature Difference.*

NUC *Non-Uniformity Correction.*

PbSe *Lead Selenide.*

PFA *Probability of False Alarm.*

PLL *Phase-Locked Loop.*

Se *Sensibilidad.*

SNR *Signal to Noise Ratio.*

TPC *Two Point Calibration.*

VN *Verdaderos Negativos.*

VP *Verdaderos Positivos.*

VPP *Valor Predictivo Positivo.*

Apéndice C

Simbología y notación empleada

Variable	Normal minúscula. Ej.: x .
Estimador	Normal minúscula. Ej.: \hat{x} .
Transformada	Normal mayúscula. Ej.: X .
Vectores	Negrita minúscula. Ej.: \mathbf{x} .
Matrices	Negrita mayúscula. Ej.: \mathbf{X} .
\mathbf{I}	Matriz identidad $\Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$
$[\mathbf{X}]_{k,l}$	Elemento k,l -ésimo de \mathbf{X} .
\mathbf{x}^T	Transpuesta del vector \mathbf{x} .
\mathbf{X}^T	Transpuesta de la matriz \mathbf{X} .
\mathbf{X}^{-1}	Matriz inversa de \mathbf{X} .

Bibliografía

- [1] M. Blanco-Velasco. *Compresión de electrocardiogramas mediante bancos de filtros coseno modulado y análisis multirresolución*. Ph.D dissertation, Escuela Politécnica, Universidad de Alcalá, 2004.
- [2] M. Blanco-Velasco, B. Weng, and K. E. Barner. ECG signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition. *Computers in Biology and Medicine*, 38(1):1–13, January 2008.
- [3] A. O. Boudraa and J. C. Cexus. Denoising via empirical mode decomposition. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Control Communications and Signal Processing*, volume 4, pages 4–8, March 2006.
- [4] J. Caniou. *Passive Infrared Detection. Theory and Applications*. 1999.
- [5] S. C. Cheung and C. Kamath. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video. In *Proceedings of SPIE. Video Communications and Image Processing*, volume 5308, pages 881–892, 2004.
- [6] S. Y. Chien et al. Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 12:577–586, 2002.
- [7] K. Chrzanowski. *Testing Thermal Imagers. Practical Guide*. Military University of Technology, Warsaw, Poland, 2010.
- [8] A. Cohen, I. Daubechies, and J. C. Feauveau. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, XLV:485–560, 1992.
- [9] R. Collins. "http://www.cse.psu.edu/~rcollins/CSE486/lecture24_6pp.pdf". Penn State University.
- [10] R. Collins. "<http://www.cse.psu.edu/~rcollins/CSE598C/MotionDetection.pdf>". Penn State University.

- [11] R. Cucchiara, C. Grana, M. Piccardi, and A. Prati. Detecting moving objects, ghosts and shadows in video streams. *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(10):1337–1342, October 2003.
- [12] I. Daubechies. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, XLI:909–996, 1988.
- [13] D. L. Donoho. De-Noising by Soft-Thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(3):613–627, May 1995.
- [14] R. G. Driggers, P. Cox, and T. Edwards. *Introduction to Infrared and Electrooptical Systems*. Artech House, Boston-London, 1999.
- [15] A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis. Non-parametric background model for background subtraction. In *Proceedings of 6th European Conference of Computer Vision*, pages 751–767, 2000.
- [16] P. Flandrin and P. Goncalves. Empirical mode decompositions as data-driven wavelet-like expansions. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, 38:477–496, 2004.
- [17] P. Flandrin, G. Rilling, and P. Goncalves. Empirical mode decomposition as a filter bank. *IEEE Signal Processing Letters*, (11):112–114, January 2004.
- [18] H. Guang and Y. Shengzhi. Research on target detection and automatic extraction of region of interest in infrared serial images. *Journal of Software*, 6(2):225–232, February 2011.
- [19] M. H. Hayes. *Statistical digital signal processing and modeling*. 1996.
- [20] M. Hedeyati et al. A qualitative and quantitative comparison of real-time background subtraction algorithms for video surveillance applications. *Journal of Computational Informations Systems*, 2(8):493–505, January 2012.
- [21] N. E. Huang, Z. Shen, and S. R. Long. *Hilbert-Huang Transform and its Applications: Interdisciplinary Mathematical Sciences*, volume 5. Word Scientific Publishing, Hackensack, 2005.
- [22] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, and H. Liu. The empirical mode decomposition and hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis. *Proceedings of Real Society of London*, 454:903–995, 1998.
- [23] S. C. Huang. An advanced motion detection algorithm with video quality analysis for video surveillance systems. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 21(1):1–14, January 2011.

- [24] Z. Hui, Q. Han, R. Lai, W. Bing, and B. Li. Nonuniformity correction algorithm based on adaptive filter for infrared focal plane arrays. *Infrared Physics and Technology*, 53:295–299, 2010.
- [25] Everett Infrared. Physics of Electro-optic Detectors. *Infrared and Electro-optic Technology*, 2005.
- [26] Y. Ivanov, A. Bobick, and J. Liu. Fast lighting independent background subtraction. *International Journal of Computer Vision*, 37(2):199–207, June 2000.
- [27] P. A. Jacobs. *Thermal Infrared Characterization of Ground Targets and Backgrounds*, volume TT26. Tutorials Text in Optical Engineering, 1996.
- [28] T. Jing, Z. Qing, T. Yan, L. Bin, and Z. Xiao. Hilbert–Huang transform for ECG denoising. In *1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE2007)*, pages 664–667, July 2007.
- [29] T. H. Johnson. Solutions and methods for depositing lead selenide. *US Patent 3.178.312*, 1965.
- [30] J. M. Johnstone and B. W. Silverman. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, 59:319–351, 1997.
- [31] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering*, 82 (Series D), pages 35–45, 1960.
- [32] K. Karman, A. Brandt, and R. Gerl. Moving object segmentation based on adaptive reference images. *Signal Processing V: Theories and Applications, Barcelona, Spain*, pages 951–954, September 1990.
- [33] B. Klare and S. Sarkar. Background subtraction in varying illuminations using an ensemble based on an enlarged feature set. In *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 66–73, June 2009.
- [34] D. Koller, J. Weber, T. Huang, J. Malik, G. Ogasawara, B. Rao, and S. Russel. Towards Robust Automatic Traffic Scene Analysis in Real-Time. In *Proceedings of the International 1st Conference on Pattern Recognition*, pages 126–131, 1994.
- [35] Y. Kopsinis and S. McLaughlin. Empirical mode decomposition based denoising techniques. In *Proceedings of the 1st International Workshop on Cognitive Information Processing*, pages 42–47, 2008.

- [36] Y. Kopsinis and S. McLaughlin. Development of EMD-based denoising methods inspired by wavelet thresholding. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 57(4):1352–1362, April 2009.
- [37] S. Ldr, U. Sharma, and R. No. M. Tech Credit Seminar Report, Electronic Systems Group, EE Dept, IIT Bombay, Infrared Detectors, 2004.
- [38] H. Li, S. Xu, and L. Li. Dim target detection and tracking based on empirical mode decomposition. *Signal Processing: Image Communications*, 23:788–797, 2008.
- [39] H. Liang, Q. Lin, and J. Chen. Application of the empirical mode decomposition to the analysis of esophageal manometric data in gastroesophageal reflux disease. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(10):1692–1701, October 2005.
- [40] R. Linares, M. T. Montojo, and A. Baldasano. VPD PbSe technology: the road towards the industrial maturity. *Proceedings of SPIE, Infrared Technology and Applications XXXVI*, 7660(766034), May 2010.
- [41] A. Makarov. Comparison of background extraction based intrusion detection algorithm. In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 521–524, September 1996.
- [42] S. G. Mallat. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, II(7):674–693, July 1989.
- [43] D. P. Mandic. "<http://www.commsp.ee.ic.ac.uk/~mandic/research/emd.htm>".
- [44] D. P. Mandic, N. U. Rehman, Z. Wu, and N. E. Huang. Empirical Mode Decomposition-Based Time-Frequency Analysis of Multivariate Signals. *IEEE Signal Processing Magazine*, 74, Nov 2013.
- [45] B. N. McLean. Method of production of lead selenide photodetectors cells. *US Patent 2.997.409*, 1961.
- [46] A. McIvor, V. Zang, and R. Klette. The background subtraction problem for video surveillance systems. In *Proceedings of International Workshop Robot Vision 2001*, pages 176–183, Auckland, New Zealand, February 2001.
- [47] S. Messelodi, C. Modena, N. Segata, and M. Zanin. A kalman filter based background updating algorithm robust to sharp illumination changes. In *Proceedings of 13th International Conference on Image Analysis and Processing*, pages 163–170, 2005.
- [48] New Infrared Technologies S. L. "<http://www.niteurope.com>".

- [49] F. Nilsson. *Intelligent network video. Understanding modern video surveillance systems*. Axis Communications. CRC Press, September 2008.
- [50] T. Oberlin, S. Meignen, and V. Perrier. An Alternative Formulation for the Empirical Mode Decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(5):2236–2246, May 2012.
- [51] M. Piccardi. Background subtraction techniques: a review. In *Proceedings of IEEE SMC 2004 International Conference on Systems, Man and Cybernetics, The Hague, The Netherlands*, volume 4, pages 3099–3104, October 2004.
- [52] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Módulo de tratamiento de señal con modulación electrónica para un array sensor infrarrojo. Technical report, CIDA-UPM, Noviembre 1997.
- [53] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Definición del híbrido de proceso de señal para una matriz de 16x2 elementos. Technical report, CIDA-UPM, Noviembre 1998.
- [54] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Diseño y presentación de esquemas de un sistema de lectura electrónica de la señal que evite el modulado mecánico. Technical report, CIDA-UPM, Abril 1998.
- [55] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Esquemas circuitales de la placa procesadora con especificaciones de componentes. Technical report, CIDA-UAH, Junio 1999.
- [56] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Placa procesadora y software de mejora de la sensibilidad de la señal de una matriz multisensor de seleniuro de plomo. Technical report, CIDA-UAH, Diciembre 1999.
- [57] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Diseño y evaluación preliminar del sistema de adquisición y preprocesado. Technical report, CIDA-UAH, Junio 2000.
- [58] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Mejora y depuración de la algoritmia de preprocesado sobre la tarjeta procesadora. Technical report, CIDA-UAH, Diciembre 2000.
- [59] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Diseño de la electrónica para sensores refrigerados y programas de preprocesado. Technical report, CIDA-UC3M, Junio 2001.
- [60] J. Piñeiro-Ave and A. Artés-Rodríguez. Realización de la nueva tarjeta de lectura y preprocesado para la cámara compacta. Technical report, CIDA-UC3M, Noviembre 2001.

- [61] J. Piñeiro-Ave, A. Artés-Rodríguez, and R. Sánchez-Montero. Application of Kalman filter to drift adaptive correction in infrared focal plane arrays. *WSEAS Transaction on Signal Processing*, 2(2):271–278, March 2006.
- [62] J. Piñeiro-Ave, A. Artés-Rodríguez, and R. Sánchez-Montero. Kalman filtering for drift correction in IR detectors. In *Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation (ISPRA)*, pages 258–263, February 2006. ISBN: 960-8457-41-6.
- [63] J. Piñeiro-Ave, M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, and A. Artés-Rodríguez. Noise cancellation in IR video based on empirical mode decomposition. In *Proceedings of SPIE, Automatic Target Recognition XXIII, SPIE Defense, Security, and Sensing*, volume 8744, May 2013.
- [64] J. Piñeiro-Ave, M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, and A. Artés-Rodríguez. Target Detection for Low Cost MWIR Cameras Based on Empirical Mode Decomposition. *Infrared Physics and Technology*, 63:222–231, March 2014.
- [65] J. Piotrowski. Uncooled operation of IR detectors. *Opto-Electronics Review*, 12:111–122, 2004.
- [66] R. J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi, and B. Roysam. Image change detection algorithms: A systematic survey. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(3):294–307, March 2005.
- [67] N. Rehman and D. P. Mandic. Empirical mode decomposition for trivariate signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58(3):1059–1068, Mar 2010.
- [68] N. Rehman and D. P. Mandic. Multivariate empirical mode decomposition. In *Proceedings of the Royal Society A*, volume 466 of 1, pages 1291–1302, 2010.
- [69] N. Rehman and D. P. Mandic. Filter bank property of multivariate empirical mode decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(5):2421–2426, May 2011.
- [70] C. Ridder, O. Munkelt, and H. Kirchner. Adaptive background estimation and foreground detection using kalman filtering. In *Proceedings of Proceedings of the International Conference on recent Advances in Mechatronics, ICRAM*, pages 193–199, 1995.
- [71] G. Rilling, P. Flandrin, and P. Goncalves. Detrending and denoising with empirical mode decomposition. In *Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, volume 2, pages 1581–1584, September 2004.
- [72] A. Rogalski. *Infrared Photon Detectors*. SPIE Optical Engineering Press, 1995.

- [73] A. Rogalski and Z. Bielecki. Detection of optical radiation. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Sciences*, 52(1):43–66, 2004.
- [74] A. Rogalski and K. Chrzanowski. Infrared Devices and Techniques. *Opto-Electronics Review*, 10(2):111–136, 2002.
- [75] J. Scott, M. A. Pusateri, and D. Cornish. Kalman filter based video background estimation. *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPRW), 2009 IEEE*, pages 1–7, October 2009.
- [76] M. I. Skolnik. *Introduction to radar systems*. McGraw Hill, second edition, 1980.
- [77] C. Stauffer and W. Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 2, June 1999.
- [78] FLIR Systems. "<http://www.flir.com>".
- [79] The MathWorks. Wavelet Toolbox for Use with Matlab. User's Guide, 2010.
- [80] Y. L. Tian, M. Lu, and A. Hampapur. Robust and efficient foreground analysis for real-time video surveillance. In *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 1, pages 201–210, 2005.
- [81] T. H. Tsai, C. Y. Lin, D. Z. Peng, and G. H. Chen. Design and integration for background subtraction and foreground tracking algorithm. In *Proceedings of International Conference on Information Assurance and Security*, volume 1, pages 181–184, August 2009.
- [82] Y. Tsaig and A. Averbuch. Automatic segmentation of moving objects in video sequences: A region labeling approach. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 12:597–612, 2002.
- [83] M. Valera and S. A. Velastin. Intelligent distributed surveillance systems:a review. In *Proceedings of IEE Visual Image Signal Processing*, volume 152, pages 192–204, April 2005.
- [84] G. Vergara et al. Progress on uncooled PbSe detectors for low cost applications. *Proceedings of SPIE, Infrared Technology and Applications XXX*, 5406(279), August 2004.
- [85] G. Vergara et al. Polycrystalline lead selenide: the resurgence of an old infrared detector. *Opto-Electronics Review*, 15(2):110–117, 2007.

- [86] G. Vergara, R. Linares, R. Gutierrez, M. T. Montojo, C. Fernandez, A. Baldasano, and G. Fernandez. VPD PbSe technology fills the existing gap in uncooled, low cost and fast IR imagers. *Proceedings of SPIE, Infrared Technology and Applications XXXVII*, 8012, April 2011.
- [87] Y. H. Wang, C. H. Yeh, H. W. Vincent, K. Hu, and M. T. Lo. On the computational complexity of the empirical mode decomposition algorithm. *Physica A*, 400:159–167, January 2014.
- [88] Z. Wu and N. E. Huang. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis, World Scientific Publishing Company*, 1(1):1–41, May 2009.
- [89] D. Ying, L. Wen-Hui, F. Jing-Tao, and Y. Hua-Min. Robust moving object under complex background. In *Proceedings of Computer Science and Information Systems*, volume 7, pages 201–210, 2010.
- [90] L. Zhang and Y. Liang. Motion human detection based on background subtraction. In *Proceedings of Second International Workshop on Education Technology and Computer Science*, volume 1, pages 284–287, March 2010.
- [91] J. Zhong and S. Sclaroff. Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust kalman filter. In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, volume 1, pages 44–50, October 2003.